

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE PIURA**

**Facultad de Economía**

**Escuela Profesional de Economía**



**TESIS**

**CREDIT SCORING PARA EL CÁLCULO DE PÉRDIDAS  
ESPERADAS Y NO ESPERADAS: CASO CMAC PAITA S.A. AÑO  
2017**

**Presentada por:**

**Br. Econ. Nilthong Kenidy Sunción Zapata**

**TESIS PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE  
ECONOMISTA**

**Línea de investigación:  
Economía de las Finanzas**

**Piura, Perú**

**2019**

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE PIURA**

**Facultad de Economía**

**Escuela Profesional de Economía**



**TESIS**

**“CREDIT SCORING PARA EL CÁLCULO DE PÉRDIDAS ESPERADAS Y NO  
ESPERADAS: CASO CMAC PAITA S.A. AÑO 2017”**

**Economía de las Finanzas**

---

**Dr. Juan Francisco Silva Juárez**  
**ASESOR**

---

**Br. Econ. Nilthong Kenidy Sunción Zapata**  
**TESISTA**

**Piura, Perú**

**2019**

# DECLARACIÓN JURADA

## DE ORIGINALIDAD DE TRABAJO DE INVESTIGACION

Yo: NILTHONG KENIDY SUNCIÓN ZAPATA, identificado con CU/DNI -N° 47628031 en mi condición de Estudiante ( ) Egresante ( ) Egresado (X), de la Facultad de Economía, Domicilio: ~~NO. 12 PISOVE. 12.011E.06.-CASTILLA~~ Email: ~~nilthong.suncion@unp.edu.pe~~ Celular: 943 254 723 @hotmail.com

Título

**CREDIT SCORING PARA EL CÁLCULO DE PÉRDIDAS ESPERADAS Y NO ESPERADAS:  
CASO CMAC PAITA S.A. PERIODO: 2011.08 - 2018.01**

**DECLARO BAJO JURAMENTO:** que el trabajo de investigación que presento a la Oficina Central de Investigación (OCIN), es original, no siendo copia parcial ni total de un trabajo de investigación desarrollado, y/o realizado en el Perú o en el Extranjero, en caso contrario de resultar falsa la información que proporciono, me sujeto a los alcances de lo establecido en el Art. N° 411, del código Penal concordante con el Art. 32° de la Ley N° 27444, y Ley del Procedimiento Administrativo General y las Normas Legales de Protección a los Derechos de Autor.

En fe de lo cual firmo la presente.



Huella Digital



Piura, 15 de Junio del 2018

  
NILTHONG KENIDY SUNCIÓN ZAPATA  
DNI N° 47628031

Artículo 411.- El que, en un procedimiento administrativo, hace una falsa declaración en relación a hechos o circunstancias que le corresponde probar, violando la presunción de veracidad establecida por ley, será reprimido con pena privativa de libertad no menor de uno ni mayor de cuatro años.

Art. 4. Inciso 4.12 del Reglamento del Registro Nacional de Trabajos de Investigación para optar grados académicos y títulos profesionales -RENATI Resolución de Consejo Directivo N° 033-2016-SUNEDU/CD

# UNIVERSIDAD NACIONAL DE PIURA

Facultad de Economía

Escuela Profesional de Economía



**“CREDIT SCORING PARA EL CÁLCULO DE PÉRDIDAS ESPERADAS Y NO  
ESPERADAS: CASO CMAC PAITA S.A. AÑO 2017”**

## JURADO CALIFICADOR

---

**Dr. Martín Castillo Agurto**  
**PRESIDENTE DEL JURADO**

---

**Dr. Félix Wong Cervera**  
**SECRETARIO DEL JURADO**

---

**M. Sc. Carlos Córdova Calle**  
**VOCAL DEL JURADO**

**Piura, Perú**

**2019**



UNIVERSIDAD NACIONAL DE PIURA  
FACULTAD DE ECONOMIA  
UNIDAD DE INVESTIGACIÓN  
UDIFE-UNP.



"AÑO DE LA LUCHA CONTRA LA CORRUPCIÓN Y LA IMPUNIDAD"

### ACTA DE SUSTENTACIÓN PÚBLICA - Nº 011-2019

Siendo la 1:00 p.m. del día viernes 14 de junio del año 2019, en el Aula 58 de la Facultad de Economía - UNP, se reunieron el Jurado Calificador que suscribe, para escuchar la Sustentación Pública de la Tesis titulada: "CREDIT SCORING PARA EL CÁLCULO DE PÉRDIDAS ESPERADAS Y NO ESPERADAS: CASO CMAC PAITA S.A. AÑO 2017", presentada por el Bachiller en Economía, NILTHONG KENIDY SUNCIÓN ZAPATA.

Estuvo (Estuvieron) ausente (s) el (los) siguiente (s) miembro (s) del Jurado y/o asesor de tesis:

- 1) .....
- 2) .....

En concordancia con el Artículo 20° del Reglamento para la obtención de Título Profesional mediante Tesis, aprobado con Resolución de Consejo Universitario Nº 0133-CU-2018 de fecha 06/03/2018; exclusivamente los miembros del Jurado Calificador, la declararon:

**APROBADO**



**CON EL CALIFICATIVO DE:**

1. Bueno ( )
2. Muy bueno ( )
3. Sobresaliente ☒
4. Excelente ( )

**DESAPROBADO**

( )

Siendo las 2.35 horas se dio por concluido el acto académico.

Dando fe a lo expresado en la presente acta, suscriben los miembros del Jurado Calificador:

  
DR. MARTIN ANTONIO CASTILLO AGURTO  
PRESIDENTE DE JURADO

  
DR. FÉLIX WONG CERVERA  
SECRETARIO DE JURADO

  
MG. CARLOS SEVERO CÓRDOVA CALLE  
VOCAL DE JURADO

## **DEDICATORIA**

La presente investigación está dedicada a mi hermana, a mi sobrina, a mi primo, a mi papá, especialmente, a mi tía María y a mi mamá Roxana que siempre han confiado en mi capacidad de salir adelante.

## **AGRADECIMIENTO**

En primer lugar, quiero agradecer a DIOS por acompañarme en todas mis etapas de crecimiento personal y profesional, a mis docentes universitarios, a mi asesor Dr. Juan Francisco Silva Juárez por su tiempo y enseñanzas, a mi jurado, el Dr. Martin Castillo Agurto, Dr. Félix Wong Cervera, y al M. Sc. Carlos Córdova Calle, por todo su apoyo profesional.

## ÍNDICE GENERAL

### RESUMEN EJECUTIVO

### ABSTRACT

### INTRODUCCIÓN ..... 001

### CAPÍTULO I ASPECTOS DE LA PROBLEMÁTICA ..... 004

#### 1.1. Descripción de la realidad problemática ..... 004

#### 1.2. Formulación del problema de investigación..... 008

##### 1.2.1. Problema general ..... 008

##### 1.2.2. Problemas específicos ..... 008

#### 1.3. Justificación e importancia de la investigación ..... 009

#### 1.4. Objetivos..... 010

##### 1.4.1. Objetivo general..... 010

##### 1.4.2. Objetivos específicos ..... 010

#### 1.5. Delimitación de la investigación ..... 011

### CAPÍTULO II MARCO TEÓRICO ..... 011

#### 2.1. Antecedentes de la investigación..... 011

##### 2.1.1. Antecedentes internacionales ..... 011

##### 2.1.2. Antecedentes nacionales ..... 019

#### 2.2. Bases teóricas ..... 024

##### 2.2.1. Teoría Financiera en Comité Basilea 1974 ..... 024

##### 2.2.2. Definiciones del Acuerdo Marco de Suficiencia de Capital o Basilea II..... 026

##### 2.2.3. Sistema Financiero Peruano..... 029

##### 2.2.4. Superintendencia de Banca, Seguros y Asociación de Fondo de Pensiones ... 030

##### 2.2.5. Concepto de riesgo e incertidumbre ..... 037

##### 2.2.6. Tipos de Riesgo..... 039

##### 2.2.7. El Sistema Financiero Nacional..... 045

##### 2.2.8. La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Paita S.A ..... 050

##### 2.2.9. Pérdida Esperada (PE) ..... 061

##### 2.2.10. Credit Scoring ..... 064

##### 2.2.11. Regresión Logística ..... 065



2.2.12.	Modelo Logit .....	066
2.2.13.	Modelo Probit .....	067
2.3.	Glosario de términos básicos.....	068
2.3.1.	Pérdida Esperada (PE) .....	068
2.3.2.	Pérdida No Esperada.....	069
2.3.3.	Credit Scoring .....	070
2.3.4.	Medición de la Bondad de Ajuste.....	070
2.4.	Hipótesis .....	071
2.4.1.	Hipótesis general.....	071
2.4.2.	Hipótesis específicas .....	071
CAPÍTULO III MARCO METODOLÓGICO .....		072
3.1.	Enfoque y diseño .....	072
3.2.	Sujetos de investigación .....	072
3.3.	Alcances y limitaciones de la investigación .....	073
3.3.1.	Alcances .....	073
3.3.2.	Limitaciones.....	073
3.4.	Modelo teórico.....	074
3.4.1.	Modelo funcional .....	075
3.4.2.	Modelo econométrico logit .....	076
3.4.3.	Parámetros.....	078
3.5.	Evaluación del modelo .....	084
3.5.1.	Evaluación económica .....	084
3.5.2.	Evaluación estadística .....	084
3.5.3.	Porcentaje de Predicciones Correctas: .....	085
3.5.4.	Evaluación econométrica .....	085
3.7.	Técnicas e instrumentos .....	087
CAPÍTULO IV RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....		088
4.1.	Construcción del modelo empresas .....	088
4.1.1.	Variables Seleccionadas:.....	089
4.1.2.	Análisis Correlacional.....	089
4.1.3.	Modelo Multivariable .....	090

4.1.4.	Normalidad .....	092
4.1.5.	Heterocedasticidad .....	092
4.1.6.	Modelo con corrección de heterocedasticidad .....	092
4.1.7.	Comparación con el modelo Probit.....	093
4.1.8.	Selección de modelo .....	093
4.1.9.	Curva ROC.....	094
4.1.10.	Efectos Marginales.....	095
4.1.11.	Predicción .....	095
4.2.	Construcción del modelo Consumo.....	095
4.2.4.	Modelo con corrección de heterocedasticidad .....	0100
4.2.5.	Comparación con el modelo Probit.....	0101
4.2.6.	Selección del modelo .....	0101
4.2.7.	Curva ROC.....	102
4.2.8.	Efectos Marginales.....	103
4.2.9.	Predicción .....	103
4.3.	Estimación de pérdidas esperadas y pérdidas no esperadas. ....	103
4.4.	Análisis e interpretación de resultados .....	104
IMPLICANCIAS DE POLITICA.....		109
CONCLUSIONES .....		110
RECOMENDACIONES .....		111
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....		113
ANEXOS.....		120

# ÍNDICE DE CUADROS

## CAPITULO II

Cuadro 2. 1	Antecedentes Internacionales.....	16
Cuadro 2. 2	Antecedentes Nacionales .....	22
Cuadro 2. 3	Tasas de Provisiones a Créditos.....	32
Cuadro 2. 4	Tasas de Provisiones Especificas.....	32
Cuadro 2. 5	Garantía y Exposición.....	35
Cuadro 2. 6	Cobertura y Exposición.....	35
Cuadro 2. 7	Administración de Riesgo Financiero.....	38
Cuadro 2. 8	Antecedentes Históricos del Riesgo Financiero.....	41
Cuadro 2. 9	Perú: 1991-1999. Marco Legal del Sistema Financiero Nacional .....	46
Cuadro 2. 10	Perú: 2000-2009. Marco Legal del Sistema Financiero Nacional .....	47
Cuadro 2. 11	Créditos y Depósitos de la CMAC PAITA S.A.....	55
Cuadro 2. 12	Cartera Crediticia según situación en la CMAC PAITA S.A (Miles) .....	60
Cuadro 2. 13	Cartera Crediticia según Tipo en la CMAC PAITA S.A (Miles) .....	61

## CAPITULO III

Cuadro 3. 1	Signo Esperado .....	77
Cuadro 3. 2	Signo Esperado .....	77
Cuadro 3. 3	Operacionalización de Variables .....	81

## CAPITULO IV

Cuadro 4. 1	Análisis Bivariable Empresas .....	88
Cuadro 4. 2	Análisis Correlacional.....	89
Cuadro 4. 3	Modelo Multivariable .....	90
Cuadro 4. 4	Modelo Multivariable Corregido .....	92
Cuadro 4. 5	AIC y BIC en modelo Probit.....	93
Cuadro 4. 6	AIC y BIC en modelo Logit.....	93
Cuadro 4. 7	Comparativo de modelos multivariados .....	93
Cuadro 4. 8	Análisis Bivariable Consumo .....	96
Cuadro 4. 9	Análisis Correlacional.....	97
Cuadro 4. 10	Modelo Multivariable .....	98
Cuadro 4. 11	Modelo Multivariable Corregido .....	100
Cuadro 4. 12	AIC y BIC en modelo Probit.....	101

Cuadro 4. 13 AIC y BIC en modelo Logit.....101

Cuadro 4. 14 Comparativo de modelos multivariantes.....101

Cuadro 4. 15 Coeficientes de modelo final.....103

Cuadro 4. 16 Pérdidas esperadas y no esperadas.....104

# ÍNDICE DE GRÁFICAS

## CAPITULO I

Gráfica 1.1	Morosidad en las CMAC y en la CMAC PAITA S.A (%).....	4
Gráfica 1. 2	Provisiones/Créditos atrasados .....	6
Gráfica 1. 3	Provisiones CMAC PAITA S.A .....	7
Gráfica 1. 4	Utilidad neta y provisiones CMAC PAITA S.A.....	8

## CAPITULO II

Gráfico 2. 1	Tipos de riesgo .....	<b>¡Error! Marcador no definido.</b>
Gráfico 2. 2	Sistema Financiero Nacional .....	49
Gráfico 2. 3	Cartera Crediticia según situación en la CMAC PAITA S.A.....	60
Gráfico 2. 4	Pérdida Esperada y Pérdida no Esperada .....	62
Gráfico 2. 5	Modelo Logit vs Modelo Probit .....	68

## CAPITULO IV

Gráfico 4. 1	Curva ROC Empresas.....	94
Gráfico 4. 2	Curva ROC Consumo.....	102

## ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 01	Matriz de Consistencia.....	121
Anexo 02	Principales Estimaciones Econométricas Bivariabes Empresas .....	122
Anexo 03	Principales Estimaciones Econométricas Bivariabes Consumo .....	127
Anexo 04	Estimación de Pérdidas Esperadas y No Esperadas .....	133
Anexo 05	Do file – Stata	
14.0.....		136

## **RESUMEN EJECUTIVO**

En la presente investigación se determinó y analizó el modelo credit scoring que ha permitido calcular eficientemente las pérdidas esperadas y no esperadas de la CMAC PAITA S.A y, por tanto, plantear implicancias de política crediticia que permitan contribuir con la estabilidad económica y financiera de la institución y/o sistema financiero nacional. En razón a ello, la hipótesis general que se formuló, fue la siguiente: El atraso promedio, los ingresos, la tasa efectiva mensual (TEM), el valor de la cobertura en garantía, la edad, el saldo capital, el número de cuotas, el monto desembolsado y el número de créditos vigentes, permiten calcular eficientemente las pérdidas esperadas y no esperadas, a partir de un modelo credit scoring. El tipo de investigación empleado fue explicativa – correlacional - predictiva. La principal fuente de información, fue la base de datos del sistema informático de la CMAC PAITA S.A, de la cual se tomaron en cuenta variables como: atraso promedio, monto desembolsado, sexo, edad, cuotas atrasadas, créditos vigentes, mora, saldo capital, ratio cuota excedente, tasa efectiva mensual, régimen tributario, nivel educativo, entre otros. Se empleó el análisis econométrico, el cual consistió en estimar un modelo logit, empleando el programa Stata 14.0. Así también, la investigación tuvo como soporte teórico, los enfoques de Basilea I, II y III, con respecto a pérdidas esperadas, credit scoring, y administración de riesgos. Dentro de los principales resultados, se encontró que para el modelo empresarial las variables significativas para explicar el credit scoring son: atraso promedio, créditos vigentes y ratio cuota excedente; y para el modelo de consumo son: Estado civil, número de cuotas atrasadas y número de cuotas del ultimo crédito. Además, se ha calculado un mayor volumen de pérdidas esperadas para la cartera de empresas (pequeña empresa, principalmente). En ese sentido, se recomienda a la CMAC PAITA S.A, orientar sus decisiones de otorgamiento crediticio en función a los niveles de provisiones y pérdidas esperadas generadas, tomando como referencia las principales variables de cada modelo resultante. Finalmente, la institución tendrá que identificar y seleccionar a los clientes con una mayor probabilidad de incumplimiento, a fin de garantizar el adecuado seguimiento de cartera.

Palabras claves: Credit Scoring, pérdidas esperadas, pérdidas no esperadas, modelos logit, riesgo crediticio, administración de riesgo.

## **ABSTRACT**

In the present investigation, the credit scoring model was determined and analyzed, which allowed to efficiently calculate the expected and unexpected losses of the CMAC PAITA SA and, therefore, to propose credit policy implications that allow contributing to the economic and financial stability of the institution and / or national financial system. As a result, the general hypothesis that was formulated was the following: The average delay, income, the effective monthly rate (TEM), the value of the guarantee coverage, the age, the capital balance, the number of fees, the amount disbursed and the number of current credits, allow to calculate efficiently the expected and unexpected losses, from a credit scoring model. The type of research used was explanatory - correlational - predictive. The main source of information was the database of the CMAC PAITA SA computer system, from which variables such as: average delay, amount disbursed, sex, age, arrears, current credits, default, principal balance were taken into account, excess fee ratio, effective monthly rate, tax regime, educational level, among others. The econometric analysis was used, which consisted of estimating a logit model, using the Stata 14.0 program. Also, the research had as theoretical support, the Basel I, II and III approaches, with respect to expected losses, credit scoring, and risk management. Among the main results, it was found that for the business model the significant variables to explain the credit scoring are: average delay, current loans and excess share ratio; and for the consumption model they are: Marital status, number of arrears and number of installments of the last loan. In addition, a higher volume of expected losses has been calculated for the portfolio of companies (small business, mainly). In that sense, it is recommended that CMAC PAITA S.A, orient its credit grant decisions based on the levels of provisions and expected losses generated, taking as a reference the main variables of each resulting model. Finally, the institution will have to identify and select the clients with a greater probability of default, in order to guarantee adequate portfolio monitoring.

**Key words:** Credit Scoring, expected losses, unexpected losses, logit models, credit risk, risk management.



## INTRODUCCIÓN

En la actualidad, las instituciones del sector financiero peruano, asumen diversos riesgos al momento no solo de realizar las transacciones, sino también en la duración, maduración y culminación de la relación jurídico financiera<sup>1</sup>. Entre esos riesgos se resaltan los de liquidez, mercado, operacional, reputacional, legal, estratégico y crediticio; sin embargo, la Superintendencia de banca, seguros y Asociación de Fondo de Pensiones, ha puesto una notable acción en la supervisión del riesgo crediticio, sin desalinear los demás riesgos que enfrentan las instituciones financieras.

De esta manera las entidades que desean permanecer en el mercado, monitorean permanentemente todas las etapas del ciclo financiero: otorgamiento, seguimiento y/o control, y recuperación. Es decir, aquellas fases que garanticen la calidad de la cartera, con bajas tasas de morosidad, y un nivel de riesgo admisible, alineado con el apetito y la tolerancia al riesgo institucional, todo ello definido en base a las estrategias de mercado. En este orden de ideas, es común el uso de modelos estadísticos que permitan establecer líneas divisorias entre el perfil de riesgo del cliente y aquel que rebase los estándares de riesgo establecidos por el ente regulador.

Según el comité de Basilea II y III, existe una fuerte relación entre las pérdidas esperadas y los niveles de provisiones (genéricas y específicas), así como un fuerte vínculo entre las pérdidas no esperadas y el capital empresarial; estas variables se asocian por el grado de exposición crediticia, los niveles de irrecuperabilidad y las probabilidades de incumplimiento que puedan alcanzar los deudores<sup>2</sup>. La Superintendencia de Banca, Seguros y Asociación de Fondo de Pensiones (SBS y AFP's), señala que el enfoque de las pérdidas dado el incumplimiento crediticio, deberá estar vinculado no solamente al cálculo de probabilidades, sino que tendrá que permitir explicar el comportamiento de toda la cartera.

---

<sup>1</sup> Relación que nace al momento de realizada la transacción, que culmina con la cancelación total del crédito, y que se mantiene por algún motivo financiero como la ampliación, refinanciación o reprogramación.

<sup>2</sup> La exposición crediticia está definida como el saldo capital que presenta el cliente al momento del incumplimiento, los niveles de irrecuperabilidad están asociados a las garantías o al deterioro de la cartera, es decir lo que no se podrá recuperar dado el incumplimiento, y la probabilidad de incumplimiento que generaliza y amplía el comportamiento del deudor.

La Caja Municipal de Ahorro y Crédito PAITA S.A (CMAC PAITA S.A) al cierre del año 2017, no ha definido una metodología que le permita calcular y alinear el nivel de las pérdidas esperadas con la determinación del volumen de provisiones. En este sentido, las últimas visitas realizadas por el equipo supervisor de la SBS y AFP's, ha determinado y observado la deficiencia en este campo del riesgo crediticio, resaltando que la cuantificación del nivel de provisiones afecta directamente los estados financieros (estado de resultados). Por ello, es necesario que la entidad establezca un prudente y sofisticado seguimiento de su cartera crediticia, a través del cálculo de las perdidas esperadas, que en un plazo prudencial le permitirá mejorar la calidad de sus activos.

La metodología del presente trabajo consiste en desarrollar un modelo logístico de la principal cartera crediticia de la CMAC PAITA S.A, fundamentado en técnicas estadísticas realizadas con mayor frecuencia para este tipo de estudios, buscando determinar con un alto grado de certeza, las pérdidas esperadas y paralelamente el capital económico necesario para absorber las pérdidas no esperadas en que pueda incurrir la entidad.

Es por ello, que en la presente investigación se pretende responder a la pregunta general: ¿Qué modelo Credit Scoring, permite estimar eficientemente las pérdidas esperadas y no esperadas de la cartera crediticia en la CMAC PAITA S.A? En ese sentido, el objetivo general de la presente investigación es: Calcular los niveles de pérdidas esperadas y no esperadas, a los cuales está expuesta la cartera crediticia de la CMAC PAITA S.A, a través de un modelo Credit Scoring, y plantear implicancias de política crediticia para contribuir con la estabilidad económica y financiera de esta institución y/o del sistema financiero nacional. Desde esta perspectiva, la hipótesis general, es la siguiente: El atraso promedio, los ingresos, la tasa efectiva mensual (TEM), el valor de la cobertura en garantía, la edad, el saldo capital, el número de cuotas, el monto desembolsado y el número de créditos vigentes, permiten calcular eficientemente las pérdidas esperadas y no esperadas, a partir de un modelo credit scoring.

El marco teórico de respaldo en la presente investigación consiste en definir de forma clara y precisa lo que es la pérdida esperada y no esperada. Asimismo, el principal soporte teórico, es el enfoque del comité de Basilea; entre los que resalta, el enfoque del marco de suficiencia de capital. Entre los fundamentos que ayudan a explicar las pérdidas

esperadas destacan, la probabilidad de incumplimiento, la exposición ante el incumplimiento, y la pérdida dado el incumplimiento. El enfoque metodológico que permite calcular y definir las pérdidas esperadas consiste en el modelo credit scoring, que se apoya en una regresión logística.

En cuanto a la evidencia empírica, se resalta el estudio de Salvador Rayo, Juan Lara, y David Camino (2010), donde se presentan modelos credit scoring para una institución sometida a supervisión y especializada en microcréditos, como es la Entidad de Desarrollo de la Pequeña y Micro Empresa (Edpyme) del sistema financiero peruano. Además, se ha presentado el trabajo de Patricia Mirella Pantoja Vilchez (2016), donde se ha mostrado que incrementos en la Tasa efectiva (TEA, TEM), y el Plazo del crédito (PLAZO); son variables cuantitativas que incrementan la Probabilidad de Default Crediticio o la probabilidad de que un cliente sea moroso.

El desarrollo de la tesis, está estructurada en cuatro capítulos. En el capítulo I se sintetiza el marco teórico y evidencia empírica; definiendo lo que es pérdidas esperadas e inesperadas, haciendo énfasis en los enfoques del riesgo crediticio, principalmente en el enfoque de que le asigna la Superintendencia de Banca y Seguros y AFP's. En lo que respecta a la evidencia empírica se sintetiza, tanto la evidencia empírica internacional, como la nacional, de los cuales se destacan los estudios de Pablo Sánchez Bilbao (2015), Analía Rodríguez Dupuy (2007), Sergio Edwin Torrico Salamanca (2014), entre otros.

El capítulo II, contiene los principales antecedentes de investigación, las bases teóricas y el glosario, que respaldan la presente tesis. En el capítulo III se detalla los materiales y métodos que incluye la metodología y modelos teóricos y empíricos. En el capítulo IV se presentan los resultados obtenidos y discusiones de la investigación. Finalmente, se presentan las implicancias de política, las conclusiones, las recomendaciones, bibliografía utilizada y los anexos respectivos.

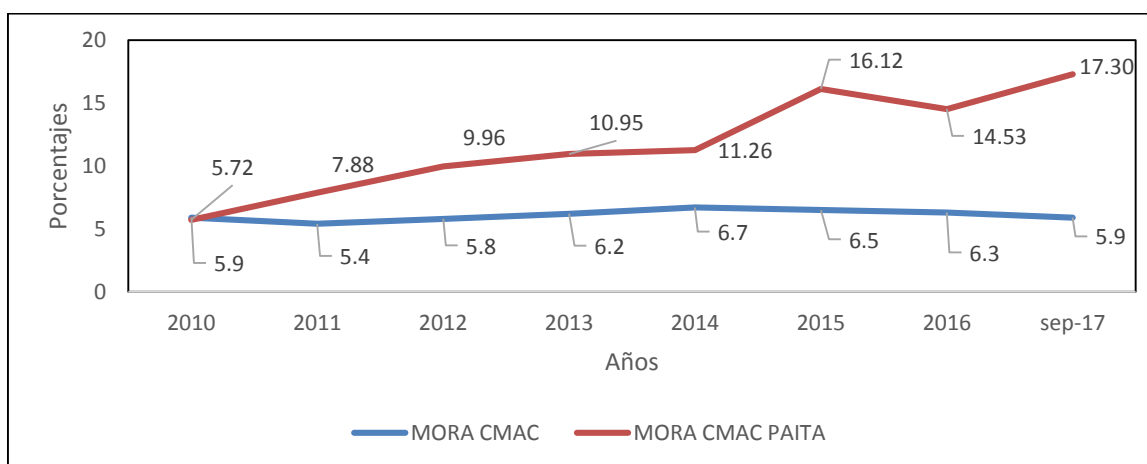
## CAPÍTULO I

### ASPECTOS DE LA PROBLEMÁTICA

#### 1.1. Descripción de la Realidad Problemática

En la actualidad las instituciones microfinancieras se preocupan específicamente, por controlar el nivel de morosidad que puedan alcanzar, tal cual, es el caso de la CMAC PAITAS.A, como se puede evidenciar en el gráfico 1.1, los niveles de morosidad siguen en crecimiento, llegando a un 17.3% en setiembre del 2017, por ello, las decisiones gerenciales se orientan a mitigar los riesgos vinculados a este indicador. Sin embargo, el escenario financiero peruano estaría obligando a estas entidades a direccionar sus decisiones, no solo en base a la capacidad de pago del deudor sino, además, a la cultura del buen pagador (voluntad de pago).

**Gráfica 1.1. Morosidad en las CMAC y en la CMAC PAITA S.A(%)**



Fuente: SBS y AFP's  
Elaboración: Propia

Por ello, las microfinancieras tendrán que calcular eficientemente los niveles de deterioro y posibles pérdidas crediticias, que en base a predicciones estadísticas permitan ajustar y/o alinear sus valores financieros de rentabilidad, considerados por la Federación de Cajas Municipales (FECMAC) como el conjunto de activos, tales como la rentabilidad del

patrimonio (ROE), el nivel de colocaciones, los depósitos, la morosidad, etc, es decir, valores que afectan la Autosuficiencia de Capital<sup>3</sup> en las instituciones.

Las pérdidas a las cuales se expone una entidad financiera son diversas y están asociadas principalmente a la originación, desembolso y seguimiento de un crédito, tal cual se evidencia en el gráfico 1.2, donde se verifica el deterioro de la cartera de la CMAC PAITA S.A. Además, las Instituciones MicroFinancieras (IMF) en su afán de incrementar el volumen y cuantía de su cartera, no estarían valorando la importancia de los modelos estadísticos que le permitan identificar correctamente el nivel de pérdidas y capital vinculado a su actuar financiero.

El Perú es reconocido como el país con el mejor entorno económico para la inclusión financiera. Por lo cual, las empresas del sistema financiero peruano, deberán proyectar ciertos retos a futuro, donde tendrán que llevar a la par el crecimiento de su cartera, con el fortalecimiento patrimonial y la sostenibilidad de sus indicadores estratégicos (Provisiones - Capital)<sup>4</sup>.

En ese sentido, el escenario microfinanciero en la región Piura presenta aspectos favorables y negativos, donde se identifican entidades que en base a una estrategia coherente de riesgo y rentabilidad avanzan sostenidamente. Pero también, se observan algunas entidades que empiezan a experimentar debilidades y deterioro en cuanto al fortalecimiento patrimonial e indicadores estratégicos como la calidad de su cartera.

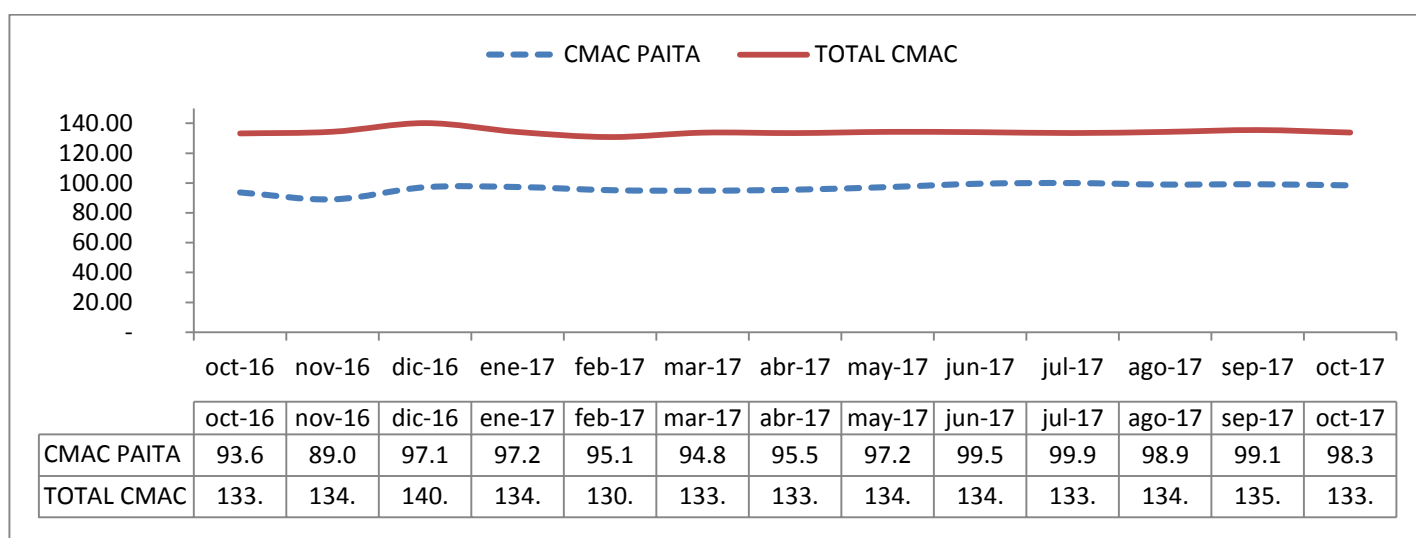
La CMAC PAITA S.A, por ejemplo, no ha podido alinear el cálculo de las pérdidas asociadas al incumplimiento (pérdidas esperadas) con los gastos en los que estaría incurriendo dado el incumplimiento (provisión). Por lo cual, se estaría comprometiendo el nivel de sus activos, ya que, dado el tamaño de su cartera, los niveles de provisión y capital no estarían ajustados a los estándares de pérdidas esperadas y no esperadas, tal cual lo establece el organismo regulador.

---

<sup>3</sup> Valor de suficiencia patrimonial, tomado en función al nivel de riesgo.

<sup>4</sup> La Federación de Cajas Municipales de Ahorro y Crédito en marzo del 2017 explican que la coyuntura económica y financiera actual plantea la aplicación de estrategias innovadoras.

**Gráfica 1. 2. Provisiones/ Créditos atrasados**

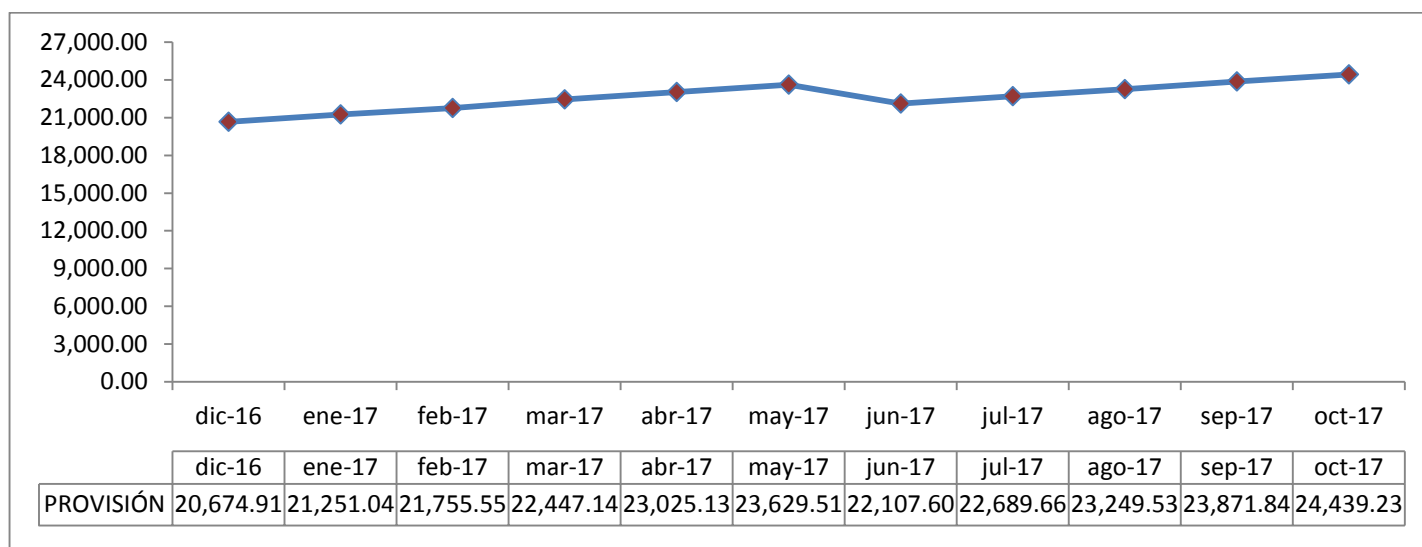


Fuente: SBS y AFP'S  
Elaboración: Propia

En el grafico anterior se puede evidenciar el comportamiento del ratio que mide la calidad de la cartera crediticia en la CMAC PAITA S.A (Provisiones / Créditos Atrasados), donde se observa que la cuantía de provisiones ha estado por debajo del nivel de créditos atrasados, enfatizando el problema de morosidad que actualmente tiene esta institución. Sin embargo, como se manifestó en el párrafo anterior, dada la estructura de esta cartera, el problema se sitúa en el amplio volumen de las provisiones que hasta octubre del 2017 se ubican en más de 24 millones.

Las provisiones están definidas como genéricas y específicas, ambas establecidas por el organismo regulador, y donde las primeras se originan con el otorgamiento del crédito y la calificación del cliente; para determinar las específicas se toma en cuenta la madurez del crédito, así como la migración en el incumplimiento de pago.

**Gráfica 1. 3. Provisiones CMAC PAITA S.A**



Fuente: SBS y AFP'S  
Elaboración: Propia

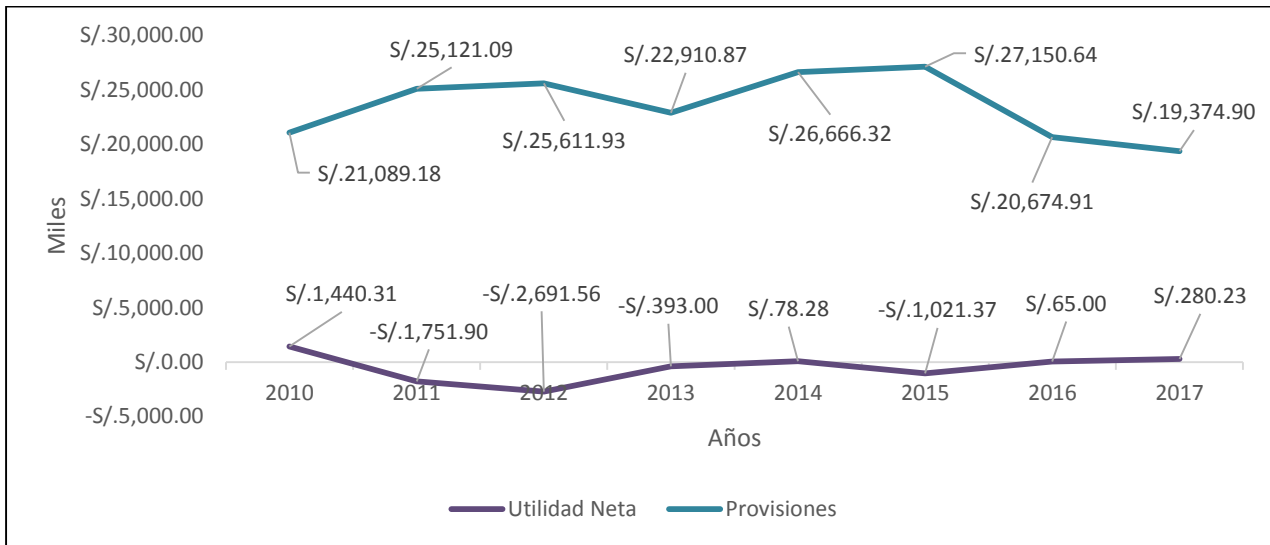
Como se evidencia en el gráfico 1.3, las provisiones se han expandido en más de 3 millones en el periodo que va de enero a octubre del 2017, fenómeno que le estaría generando menores utilidades a la entidad, tal como se puede evidenciar en el gráfico 1.4, donde al año 2015 se registra una importante caída en la utilidad (S/ -1.021.37). Esta inconsistencia en el balance es propia del actuar crediticio de la institución y del deudor, ya que las migraciones en el incumplimiento de pago generan un mayor nivel provisional.

A la fecha CMAC PAITA S.A viene realizando informes gerenciales de pérdidas esperadas, con soporte en estadísticas propias del servidor SENTINEL. Sin embargo, este cálculo está vinculado a fórmulas estadísticas administradas por el mencionado servidor, y no por una evaluación econométrica que apoye y defina correctamente el perfil del cliente.

Todas las coyunturas antes mencionadas, derivan en el desarrollo e implementación de un modelo estadístico – econométrico, que por medio de sistemas de datos seleccionados, ordenados, ponderados y proyectados, permitan definir una probabilidad de incumplimiento a cada uno de los deudores de la CMAC PAITA S.A (modelo credit scoring)<sup>5</sup>.

<sup>5</sup> Los modelos credit scoring se realizan con la finalidad de ponderar el riesgo de incumplimiento por parte de un cliente financiero. Tiene muchos métodos estadísticos aplicativos, siendo el más frecuente el modelo logístico.

**Gráfica 1. 4. Utilidad Neta y Provisiones CMAC PAITA S.A**



Fuente: SBS y AFP'S  
Elaboración: Propia

## **1.2. Formulación del Problema de Investigación**

### **1.2.1. Problema general.**

En razón a lo expuesto anteriormente, el problema central que pretende responder este estudio queda planteado por la interrogante: ¿Qué modelo Credit Scoring, permite estimar eficientemente las pérdidas esperadas y no esperadas de la cartera crediticia en la CMAC PAITA?

### **1.2.2. Problemas específicos.**

- ¿Qué variables impactan significativamente en la cartera crediticia de la CMAC PAITA S.A?
- ¿Qué sector crediticio presenta la mayor probabilidad de incumplimiento para la cartera de la CMAC PAITA S.A?



- ¿Qué relación tienen las provisiones y las pérdidas esperadas en la cartera crediticia de la CMAC PAITA S.A?
- ¿Cuál es el sector crediticio con la mayor pérdida inesperada en la cartera crediticia de la CMAC PAITA S.A?

### ***1.3. Justificación e Importancia de la Investigación***

En el Perú las entidades microfinancieras se han expandido de una forma muy vertiginosa, impulsadas por la actual normativa de inclusión financiera que ha desarrollado la SBS y AFP's, legislación que busca incrementar el vínculo entre la población que carece de oportunidades financieras, y las entidades financieras, donde el fin es únicamente la generación de mayor bienestar social. En este sentido, toda esta reglamentación viene modificando y fortaleciendo el funcionamiento de las CMACS, en cuanto a su gobierno corporativo, fortalecimiento patrimonial y operaciones financieras.

Considerando el impacto negativo que ha podido ocasionar el Fenómeno del Niño Costero sobre la cartera de las CMAC, es importante promover la cultura de riesgos con la finalidad de ser más previsores, y gestionar adecuadamente las provisiones de la cartera, el manejo de seguros, gestión de riesgos operativos, de liquidez, de riesgos de mercado, etc; además de poder crear colchones de capital y planes de contingencia empresarial.

Al igual que otras instituciones la CMAC PAITA S.A presenta una evolución desfavorable en su cartera crediticia, así como, problemas en su nivel de morosidad, que ha llegado a 17.30% al cierre de setiembre del 2017, tal como se muestra en el gráfico 1.1 y, que la lleva a ser una de las empresas microfinancieras menos atractiva según los indicadores de la SBS y AFP'S, en tal sentido, se requieren modelos sofisticados que permitan analizar adecuadamente el riesgo de incumplimiento y, que permita calcular eficientemente las pérdidas esperadas y no esperadas, con el fin de dar cumplimiento a las normas establecidas por el ente regulador.

Por lo expuesto, esta institución debe vincular el otorgamiento de un crédito, con el seguimiento del mismo, a través de la aplicación de un modelo económico - estadístico que le permita definir eficientemente el nivel de riesgo de su cartera (modelo Credit Scoring). Lo cual permitirá ir a la par con la evaluación permanente de cada cliente y con la retroalimentación de los procesos de originación de la cartera, para que en el mediano y largo plazo el perfil del cliente se ajuste a los requerimientos establecidos por la SBS y AFP's.

Se estima un modelo discriminatorio con base en datos históricos de la CMAC PAITA S.A, que permita calcular el nivel de pérdidas esperadas e inesperadas a las cuales está expuesta esta institución.

#### **1.4.     *Objetivos***

##### **1.4.1.   *Objetivo general.***

Calcular los niveles de pérdidas esperadas y no esperadas, a los cuales está expuesta la cartera Crediticia de CMAC PAITA S.A, a través de un modelo credit scoring, y plantear implicancias de política crediticia que permita contribuir con la estabilidad económica y financiera de esta institución y/o del sistema financiero nacional.

##### **1.4.2.   *Objetivos específicos.***

- Seleccionar las variables cuantitativas y/o cualitativas que definen el adecuado perfil de riesgo de un cliente para la CMAC PAITA SA.
- Determinar la probabilidad de incumplimiento por sectores crediticios para la cartera de la CMAC PAITA S.A.
- Analizar el nexo financiero entre las pérdidas esperadas y el volumen de provisiones que mantiene la cartera crediticia de la CMAC PAITA S.A.

- Determinar los niveles de pérdidas no esperadas por sectores crediticios para la cartera crediticia de la CMAC PAITA S.A.

### **1.5. *Delimitación de la Investigación***

El desarrollo de la presente investigación, fue llevado a cabo en la provincia de Paíta, región Piura para el año 2017.

## **CAPÍTULO II**

### **MARCO TEÓRICO**

#### **2.1. *Antecedentes de la Investigación***

##### **2.1.1. *Antecedentes internacionales.***

De acuerdo a los antecedentes internacionales se tiene el estudio de Pablo Sánchez Bilbao (2015), en el que se utilizó el modelo credit scoring para dar respuesta a un problema generalizado en las entidades financieras como es la correcta estimación y valoración del riesgo del cliente o, en este caso, del solicitante del crédito. Para realizar eficazmente esta estimación fue necesario un análisis previo de los datos tanto personales como económicos del cliente, así como de las características del crédito solicitado.

De acuerdo a los resultados, se encontró que los modelos credit scoring facilitan a las entidades el trabajo, ya que se elimina el factor de subjetividad en las valoraciones y proporciona soluciones rápidas en la valoración del riesgo crediticio. Además, se llega a la conclusión de que las variables que la entidad financiera tendrá en cuenta a la hora de otorgar el crédito a sus clientes, serán el saldo de la cuenta corriente, el plazo o duración del crédito, créditos previos pagados, el uso al que se destine, cantidad del crédito, ahorros del

solicitante, porcentaje de la cuota disponible sobre los ingresos, estado civil, edad, si dispone de aval, si presenta otros créditos en el mismo banco y si es extranjero.

En el estudio de Sergio Edwin Torrico Salamanca (2014), se presentó la adaptación del Credit Scoring desde el punto de vista de la función de administración de riesgos y se lo ha adaptado en una nueva metodología denominada Macro Credit Scoring, cuyo objetivo principal es cuantificar el riesgo de crédito de entidades de manera agregada mediante la probabilidad de incumplimiento (PD), en este caso se evalúa el comportamiento de la cartera de entidades en un sistema bancario, mediante el cálculo de la probabilidad de incumplimiento para posteriormente agregar los resultados y obtener la probabilidad de incumplimiento del sistema bancario completo.

El resultado obtenido en la aplicación muestra que la previsión por cartera incobrable actual en el sistema bancario comercial boliviano es superior a la determinada por el modelo en base al indicador de PD, los valores para el modelo A y B son 3.32% y 3.11%, respectivamente, mientras que el ratio normativo aplicado es de 3.75% para el periodo analizado. De igual manera, se ha obtenido evidencia empírica de la existencia de una relación entre el riesgo de crédito de las entidades bancarias y su perfil financiero medido a través de los ratios financieros de la misma, también se ha podido incluir el efecto de las variables macroeconómicas en la medición del riesgo de crédito.

En el trabajo de Osvaldo Espin y Carlos Rodriguez (2013), se presentó una metodología con la que, primordialmente pequeñas empresas, pueden generar modelos confiables para originar clientes que no tengan experiencia crediticia. Para mostrar dicha sistemática, utilizando información de un pequeño banco mexicano, se emplearon árboles de decisión, por ser una herramienta efectiva para la predicción de probabilidades de incumplimiento, no sólo a nivel de capacidad de discriminación y estabilidad a través del tiempo, sino como una herramienta de fácil entendimiento que permite potencializar sus usos y servir además de predicción, para la planeación de estrategias comerciales de venta de servicios, estrategias de cobranza, entre muchas otras. Por otro lado, se usaron técnicas microeconómicas, específicamente el modelo logit, para calcular los odds por el grupo poblacional carente de información crediticia.

Del trabajo en mención se puede concluir que, por una parte es posible estudiar si la metodología presentada a lo largo del trabajo permite estimaciones consistentes en los parámetros del modelo logit, este punto es realmente muy importante ya que es bien sabido la presencia de heteroscedasticidad en los datos microeconómicos. Por otra parte la metodología presentada puede ser ampliada tras considerar una población que si posea información crediticia en algún buró de crédito.

El estudio de Alejandra Benjumea Velásquez (2013), presentó el desarrollo de un esquema de Seguimiento y control, que permita a las directrices de la Compañía objeto de estudio anticiparse a los acontecimientos de riesgo crediticio, buscando disminuir el impacto económico que estos le puedan causar a su estructura financiera. Teniendo en cuenta que la Superintendencia Financiera de Colombia, solo establece los parámetros básicos para la implementación de esta etapa; los establecimientos de crédito, están en la posibilidad de desarrollar modelos de Seguimiento y Control diversos y a la medida de cada entidad, siempre y cuando se ciñan a los lineamientos globales del Supervisor.

Este proyecto desarrolló una estructura que cumple con la normatividad vigente en materia de riesgo crediticio, y a la par, se ajusta a las particularidades que tiene la cartera comercial de la entidad financiera objeto de estudio generando entonces, un sistema que permite arrojar alertas tempranas, segmentarlas según su impacto económico, y plantear planes de acción oportunos, direccionados a disminuir los posibles incumplimientos de cartera.

Galeano (2010), en su estudio explicó la construcción de un modelo mediante análisis discriminatorio para una institución financiera, que en este caso se trata de una cooperativa<sup>6</sup> ubicada en el Valle de Aburrá. La base de datos que se utilizó para el trabajo, fue facilitada por una cooperativa financiera de mediano tamaño. Para la ordenación de las variables y los cálculos necesarios, se utilizó el paquete estadístico SPSS en su versión número 18. La base de datos contiene el histórico de seguimiento de créditos de 24,786

---

<sup>6</sup> Este tipo de modelos es aplicable a cualquier institución financiera, sea grande o pequeña, pero su requisito mínimo será un historial de créditos de buena calidad, donde se representen debidamente los tipos de clientes en que cada entidad se especializa.

personas, con fecha de corte en noviembre de 2009, donde se identifican 30 variables con relación a cada registro de clientes de la entidad.

Luego de calculados los puntajes de cada uno de los prestatarios de la base de datos, se procedió a crear tres rangos. Para organizar los rangos se hizo un análisis con tablas dinámicas y se observa que en el primer intervalo, aprobación inmediata, se agrupan la mayoría de los registros con default bueno, por lo que se garantiza al 100% que todos los Scoring dentro del intervalo serán buenos. Posteriormente, en el segundo intervalo, también existe un buen número de registros con default bueno, pero cinco con un default malo, por cuanto los prestatarios con un Scoring en el intervalo revisión por parte de la Junta, tendrán una probabilidad de estar en default del 0,08%. Finalmente, en los scoring el intervalo de rechazo inmediato, tendrán una probabilidad del 99,55% de ser efectivamente malos y un margen de error del 0,45%.

Dupuy (2007), en su estudio analiza la medición de los requisitos de capital de riesgo de crédito bajo el Nuevo Acuerdo de Basilea (Basilea II): el enfoque basado en la calificación interna (IRB)<sup>7</sup>. Se enfoca en la fórmula analítica para su cálculo, desde su derivación a los principales supuestos. Además, se estima la distribución de pérdidas crediticias para la cartera uruguaya en el período 1999-2006, utilizando una técnica no paramétrica, el bootstrap. La principal ventaja de este método es que no se ha necesitado hacer ninguna suposición sobre la forma de la distribución en la variable dependiente. Finalmente, se comparó los requisitos obtenidos utilizando el IRB con el estimador, como aproximación de la aplicación del IRB en el sector financiero uruguayo.

En este sentido, este trabajo sirve como una primera aproximación para comprender el enfoque IRB, y las consecuencias que podría tener si se aplica a las instituciones bancarias uruguayas. De un regulador punto de vista, el requerimiento de capital que surge de las fórmulas de IRB parece sobrestimar la pérdida inesperada para algún tipo de prestatarios. En vista de los resultados presentados, las funciones de ponderación de riesgo se deben suavizar, para contar las observadas características de la economía.

---

<sup>7</sup> IBR, Internal Rating Based.

Los requerimientos reales de capital basados en el enfoque estandarizado no permiten inferir sobre el perfil de riesgo, ya que las ponderaciones de riesgo son fijas para diferentes créditos. En caso de aplicar el IRB, los bancos deberán desarrollar modelos internos para estimar la Probabilidad de Incumplimiento (PD), lo que implica tener una gran base de datos histórica, así como procedimientos para validar resultados (pruebas posteriores). Siendo la estimación de PD el elemento más importante para el enfoque, el rol del supervisor es crucial, ya que validará los modelos, en términos de su precisión y poder de previsibilidad.

Linda Allen y Anthony Saunders (2003), en su trabajo analizaron los modelos teóricos y aplicados, que analizan cómo se incorporan los efectos de los riesgos sistemáticos y macroeconómicos en la medición de la exposición al riesgo crediticio. La mayor parte de los modelos tienen en cuenta la correlación entre la probabilidad de insolvencia (PI) y los factores cíclicos. Sin embargo, son escasos los modelos que ajustan las tasas de pérdida (la pérdida en caso de insolvencia, PCI) para reflejar los efectos cíclicos. Asimismo, se muestra cómo la posible existencia de una correlación sistemática entre PI y PCI no se ha considerado tampoco en los estudios publicados hasta la fecha

**Cuadro 2. 1**

**Antecedentes internacionales**

Título y autor	País y periodo	Modelo	Variables	Resultados
<p>“Credit Scoring”</p> <p>Pablo Sánchez Bilbao (2015)</p>	<p>España 2015</p>	<p>Modelos no lineal-Logit- Probit</p>	<p><b>Variable dependiente:</b> Dummy (0=Buen pagador, 1=mal pagador)</p> <p><b>Variables independientes:</b> Edad, plazo, sexo, aval, saldo, ahorros, empleo, teléfono, créditos en el extranjero, créditos nacionales.</p>	<p>Se llega a la conclusión de que las variables que la entidad financiera tendrá en cuenta a la hora de conceder el crédito a sus clientes, serán el saldo de la cuenta corriente, el plazo o duración del crédito, créditos previos pagados, el uso al que se destine, cantidad del crédito, ahorros del solicitante, porcentaje de la cuota disponible sobre los ingresos, estado civil, edad, si dispone de aval, si presenta otros créditos en el mismo banco y si es extranjero.</p>
<p>“Macro Credit Scoring como propuesta para cuantificar el Riesgo de Crédito”</p> <p>Sergio Edwin Torrico Salamanca (2014)</p>	<p>Bolivia 2014</p>	<p>Modelo econométrico no lineal logit</p>	<p><b>Variable dependiente:</b> Dummy (0=Buen pagador, 1=mal pagador)</p> <p><b>Variables independientes:</b> Estructura pasivos, liquidez, estructura financiera, ingresos y gastos financieros, utilización spread efectivo.</p>	<p>Se ha obtenido evidencia empírica de la existencia de una relación entre el riesgo de crédito de las entidades bancarias y su perfil financiero medido a través de los ratios financieros de la misma, también se ha podido incluir el efecto de las variables macroeconómicas en la medición del riesgo de crédito.</p>
<p>“Metodología para un Scoring de clientes sin referencias crediticias”</p>	<p>Mexico 2007</p>	<p>Modelo econométrico logit – Arbol de decisiones.</p>	<p><b>Variable dependiente:</b> Dummy (0=Buen pagador, 1=mal pagador)</p>	<p>En este trabajo se presentó una metodología general para construir un modelo sencillo de credit</p>



Título y autor	País y periodo	Modelo	Variables	Resultados
Osvaldo Espin y Carlos Rodríguez (2013)			<b>Variables independientes:</b> Capacidad de pago, sexo, nivel máximo de educación, numero de dependientes económicos, etc.	scoring enfocado en una población, que venía tomando una mayor importancia en el sector crediticio latinoamericano. Se usó la información sociodemográfica proveniente de las solicitudes de crédito de una pequeña institución bancaria mexicana para ejemplificar la metodología.
“Diseño de un modelo predictivo de seguimiento de riesgo de crédito para la cartera comercial, para una entidad financiera del Valle de Aburrá”  Alejandra Benjumea Velásquez (2013)	Colombia 2013	Regresión Logística/Matrices de Transición	<b>Variable dependiente:</b> Condición default <b>Variables independientes:</b> Tipo cliente, Estado Cliente, Crédito, A. Estado Civil, A. Género, A. Región, etc	Este trabajo ha desarrollado un esquema de Seguimiento y control, que permite a las directrices de la Compañía objeto de estudio, anticiparse a los acontecimientos de riesgo crediticio, buscando disminuir el impacto económico que estos le puedan causar a su estructura financiera.
“Construcción de un modelo de scoring para el otorgamiento de crédito en una entidad financiera”  Camilo Ochoa, Wilinton Galeano (2010)	Colombia 2010	Moldeo Logit- Predictivo	<b>Variable dependiente:</b> Default <b>Variables independientes:</b> Estado Civil, Tipo de vivienda, Antigüedad laboral, Nivel educativo, etc	El presente trabajo implementó una metodología de análisis discriminante para la construcción de un modelo de Scoring de otorgamiento de crédito
“Distribución de pérdidas de la cartera de créditos: el método unifactorial de Basilea II vs. estimaciones no	Uruguay 2007	Modelo no paramétrico	<b>Variable dependiente:</b> Dummy (0=Buen pagador, 1=mal pagador)	En este trabajo se analizó la medición de los requisitos de capital de riesgo de crédito bajo el Nuevo Acuerdo de Basilea

Título y autor	País y periodo	Modelo	Variables	Resultados
paramétricas”  Dupuy (2007)			<b>Variables independientes:</b> Crecimiento de PBI (-), Volatilidad empresarial (-), etc	(Basilea II): el enfoque basado en la calificación interna (IRB). Se enfocó en la fórmula analítica para su cálculo, desde su derivación a los principales supuestos.
“Un panorama de los efectos cíclicos en los modelos de medición del riesgo de crédito”  Linda Allen y Anthony Saunders (2003)	EE.UU 2003	Análisis Descriptivo/Correlacional Modelo Logit- Predictivo	<b>Variable dependiente:</b> Default <b>Variables independientes:</b> Probabilidad de pago, Exposición ante el incumplimiento, Garantías, Exposiciones esperadas.	En este artículo se analizan los modelos teóricos y aplicados que analizan cómo se incorporan los efectos de los riesgos sistemáticos y macroeconómicos en la medición de la exposición al riesgo crediticio.

Elaboración propia.

### **2.1.2. Antecedentes nacionales.**

Para el caso peruano tenemos el estudio de Salvador Rayo, Juan Lara, y David Camino (2010). El propósito de la investigación fue mostrar la evidencia empírica de los modelos credit scoring para una institución sometida a supervisión y especializada en microcréditos, como es la Entidad de Desarrollo de la Pequeña y Micro Empresa (Edpyme) del sistema financiero peruano.

Para este estudio se ha construido un modelo de credit scoring donde se ha realizado un análisis previo de las fases que tiene el proceso de promoción, evaluación y concesión de un microcrédito en la Edpyme Proempresa con una doble función, que a continuación se explica: En primer lugar, el proceso de evaluación del microcrédito indicó cuáles son las variables explicativas consideradas para la construcción de la aplicación de credit scoring. En segundo lugar, el proceso sirvió como base para la realización del modelo estadístico en cuanto a la inclusión de las variables independientes, según vayan interviniendo, en las fases específicas de la concesión del microcrédito.

Para el tratamiento de la base de datos de esta investigación, se ha utilizado un modelo de regresión binaria mediante el software SPSS, donde puede apreciarse que el modelo final queda definido con variables que intervienen en prácticamente todas las fases del proceso de evaluación y concesión del microcrédito, destacando una mayor presencia de éstas en la fase relativa a la inspección económico-financiera de la microempresa.

Otro aspecto importante fue definir las fases del proceso de concesión de un microcrédito en el seno de la institución de microfinanzas, a partir del cual se establecieron las variables explicativas en el mismo. Posteriormente, se analizó el comportamiento que cada variable en cuanto a aumento o reducción de riesgo de impago del cliente evaluado. Condicionada al proceso de concesión del microcrédito, la selección de variables finales en este estudio se fijó considerando aquella información susceptible de incrementar o reducir la probabilidad de impago del cliente. Las variables explicativas de partida han sido agrupadas en tres grandes bloques: variables del cliente (cuantitativas y cualitativas), variables de la operación de préstamo y, por último, variables macroeconómicas.

Así también, se tiene el trabajo de Patricia Mirella Pantoja Vilchez (2016), donde se pretende contribuir a la innovación y por ende a la reducción de los niveles de riesgo de crédito de la CMAC Huancayo, una IMF representativa en el sistema de las cajas municipales, dada su actual metodología crediticia. En este estudio, los resultados muestran que incrementos en la Tasa efectiva (TEA, TEM), y el Plazo del crédito (PLAZO); son variables cuantitativas que incrementan la Probabilidad de Default Crediticio o la probabilidad de que un cliente sea moroso.

De esta manera se demuestra como el riesgo de crédito disminuye aplicando el modelo de regresión logística binaria en cada año. La reducción es especialmente importante en el indicador de mora porque el modelo sofisticado de predicción, considera clientes buenos a los clientes considerados como malos, pero que en un lapso de tiempo establecido han cumplido con el pago o amortización de sus créditos.

Por último se muestra que el porcentaje correcto de clasificación para el modelo de regresión logística se encuentra alrededor de 62.7% y 77.7% en el periodo estudiado, cabe resaltar que la diferencia de la capacidad de predicción en cada año es debido a la limitación en los historiales de crédito por insuficiente información para identificar los factores de riesgo; sin embargo gracias al desarrollo tecnológico, los historiales de crédito se están regularizando con información más completa con el pasar de los años.

Colonia (2012), en su estudio presento una manera de desarrollar un modelo credit scoring. Se seleccionó el método de regresión logística, por tener una ventaja sobre otros métodos por no requerir el supuesto de normalidad y por calcular directamente la probabilidad. El modelo estimado evidencia la significancia estadística de los coeficientes de regresión en forma conjunta a través de la prueba de ómnibus e individualmente a través de la prueba de wald así como el buen ajuste del modelo con la prueba Hosmer Lemeshow y un área de una curva COR de 0,854 para un punto de corte del 0.5 y tasa global de aciertos de 83%.

En el periodo de agosto - octubre del 2009, posterior al ajuste del modelo, se pronosticó el incumplimiento de pago en el 19% de los clientes. La evaluación de validez

del pronóstico, para el periodo agosto - octubre 2009, una tasa global de aciertos del 82%, superior al 80% planteado como hipótesis, con indicador de GINI del 76.04% e indicador KS del 58.84%.

Calderón (2016), en su investigación para AGROBANCO ha desarrollado un modelo Credit Scoring que permite apoyar la evaluación inmediata del crédito agropecuario, debido a la deficiente y lenta de la misma por parte de del banco. Asimismo la metodología utilizada se fundamenta en un modelo de Credit Scoring de carácter predictivo, que plantea un método de efectos marginales y la evaluación de toda la cartera de la entidad del periodo 2009 al 2015. Los resultados obtenidos en la investigación determinan que las variables independientes: tasa, periodo, garantía, edad, soltero, calificación normal y antigüedad, son significativamente estadísticas en la morosidad de los créditos otorgados, sin embargo las variables, monto, mujer y hectárea no son representativas. Las conclusiones de la investigación son que se cumple como determinantes socio económicas, estadísticamente, las variables: tasa, periodo, garantía, edad, soltero, califica normal y antigüedad.

Para el caso Piurano, Luis Carlos Herrán Anticona (2009), ha desarrollado un modelo credit scoring, con base en data histórica de la CMAC PAITA, donde la muestra está representada únicamente por los créditos microempresariales vigentes al 31 de diciembre del 2008. El objetivo de este trabajo, es desarrollar un modelo credit scoring analizando toda la cartera microempresarial. El resultado fue un modelo Logit con el 94% de las predicciones correctas y una bondad de ajuste de 51%, a este modelo se le evaluó su capacidad predictiva en base a los últimos 73 expedientes MES; obteniéndose el 78% de las predicciones correctas.

En la investigación de Anticona, se realizó además, la conceptualización del entorno microfinanciero nacional, el manejo del riesgo crediticio, y los fundamentos econométricos del credit scoring. Finalmente, en las conclusiones se enfatiza la importancia de los modelos econométricos en la evaluación crediticia.

**Cuadro 2. 2**

**Antecedentes Nacionales**

Título y autor	País y periodo	Modelo	Variables	Resultados
<p>“Un Modelo de Credit Scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II”</p> <p>Salvador Rayo, Juan Lara, y David Camino (2010)</p>	Perú 2010	Regresión Logística Binaria	<p><b>Variable dependiente:</b> Condición de pago</p> <p><b>Variables independientes:</b> Sexo, edad, estado civil, sector económico, destino del crédito, situación laboral, mora, antigüedad del crédito, etc</p>	El propósito de la investigación fue mostrar la evidencia empírica de los modelos credit scoring para una institución sometida a supervisión y especializada en microcréditos, como es la Entidad de Desarrollo de la Pequeña y Micro Empresa (Edpyme) del sistema financiero peruano.
<p>“Propuesta de un Modelo Logit para evaluar el Riesgo Crediticio en las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito: Caso de la Caja Municipal de Huancayo, periodo 2011-2015”</p> <p>Patricia Mirella Pantoja Vilchez (2016)</p>	Perú - Lima 2016	Modelo econométrico logit y probit	<p><b>Variable dependiente:</b> Dummy ( Cliente bueno = 0, cliente malo = 1)</p> <p><b>Variables independientes:</b> Monto desembolsado, plazo, TEA, TEM, calificación, moneda, ubicación y oficina, días de atraso y de gracia, cuota, apalancamiento y sobreendeudamiento.</p>	En esta investigación se pretendió contribuir a la innovación y por ende a la reducción de los niveles de riesgo de crédito de la CMAC Huancayo, una IMF representativa en el sistema de las cajas municipales, dada su actual metodología crediticia.
<p>“Validez de pronóstico del modelo credit scoring en una entidad microfinanciera”</p> <p>Colonia (2012)</p>	Perú 2012	Modelo de regresión Logística	<p><b>Variable dependiente:</b> Dummy ( Cliente bueno = 0, cliente malo = 1)</p> <p><b>Variables independientes:</b> Calificación, número de entidades, antigüedad del cliente, destino, tipo de garantía, genero,</p>	El modelo propuesto se basa en el modelo de regresión logística. La evaluación del modelo incluye el ajuste medido por la estadística Hosmer-lemeshow, poder predictivo medido por la

Título y autor	País y periodo	Modelo	Variables	Resultados
			edad, estado civil, tipo de vivienda, sector, con aval.	R2, poder discriminatorio medido por la curva COR, y el área bajo la curva COR.
<p>“El Modelo Credit Scoring como alternativa de evaluación Crediticia en Agrobanco”</p> <p>Calderón (2016)</p>	Perú 2016	Modelo econométrico logit	<p><b>Variable dependiente:</b> Dummy ( calificación de no moroso = 0, calificación de moroso= 1)</p> <p><b>Variables independientes:</b> Tasa de interés del crédito, Periodo del préstamo, Importe de garantía, Monto desembolsado, sexo, Edad del acreditado, Estado civil del acreditado, Calificación crediticia, Hectáreas de Cultivo, Años de cliente.</p>	Las conclusiones de la investigación son que se cumple como determinantes socio económicas, estadísticamente, las variables: tasa, periodo, garantía, edad, soltero, califica normal y antigüedad.
<p>“Evaluación Crediticia aplicando un modelo de Credit Scoring en el ámbito Microempresarial: Caso Cmac Paita”</p> <p>Anticona (2009)</p>	Perú-Piura 2009	Modelo econométrico logit	<p><b>Variable dependiente:</b> Condición de pobreza.</p> <p><b>Variables independientes:</b> calificación, moneda, demora, financiamiento, monto, estado, tipo de crédito, cuotas, días, plazo, apalancamiento, sexo, edad, estado civil, mercadería.</p>	La variable de mayor efecto marginal sobre la probabilidad de incumplimiento de pago es NOREF (0=Refinanciado, 1=Normal, 2=Castigado); y es que si el crédito fuera castigado la probabilidad de default disminuiría.

Elaboración propia.

## **2.2. Bases Teóricas**

### **2.2.1. Teoría Financiera en Comité Basilea 1974.**

A raíz de eventos desafortunados que han ocurrido en la economía mundial, en especial el cierre del Bankhaus Herstatt en 1974, en diciembre de ese mismo año se crea el comité de Basilea, fundado como un comité de supervisión bancaria que tratara de incrementar la colaboración entre los supervisores bancarios de los correspondientes países integrantes del G-10<sup>8</sup>. Su objetivo primordial está centrado en fijar los parámetros mínimos a nivel mundial, para que el sistema financiero los adaptase y se cubrieran adecuadamente de la exposición al riesgo crediticio, de mercado y operativo, derivados del desarrollo de su objeto social.

Entonces, la función del Comité de Basilea radicó en servir de referente en todo el mundo, al aconsejar las pautas de supervisión y de marco de acción para la correcta administración del riesgo en las entidades bancarias. Entre sus más fuertes postulados se tiene el establecimiento del capital mínimo requerido para absorber las pérdidas, tanto esperadas como inesperadas, dando soporte ideológico a los conceptos de provisiones de cartera y capital económico. En donde el primero busca cubrir las pérdidas esperadas, en tanto que el segundo está dirigido a subsanar las inesperadas, permitiendo a las entidades financieras tener una mejor posición ante las eventualidades económicas que se pudiesen presentar y que afectaran directamente el recaudo de su cartera.

El Comité de Basilea, llamado así por la ciudad donde está situado, abarca tres áreas principalmente: primero, responde a la idea de establecer un foro apropiado para la discusión de los problemas propios de la supervisión; segundo, consiste en la coordinación de las responsabilidades de la supervisión entre las autoridades encargadas de dicha función con el fin de asegurar una supervisión efectiva a nivel mundial; y la tercera, radica en el señalamiento de estándares de supervisión relacionados con la solvencia de las entidades financieras. (Chiluisa, Y. & Torres, B, 2008).

---

<sup>8</sup> Lo conforman los siguientes países: Alemania, Bélgica, Canadá, España, Estados Unidos, Francia, Holanda, Italia, Japón, Luxemburgo, Suecia y Suiza.



El Comité de Basilea no constituye una autoridad supranacional en materia de supervisión, más aún sus conclusiones o recomendaciones no contienen fuerza legal y no es su intención que tenga algún tipo de coercibilidad, de hecho, las primeras recomendaciones de este comité se podían considerar como “acuerdos entre caballeros”, dada la falta de poder para hacerlos vinculantes. Sin embargo, su incorporación en la legislación interna en los países del G-10 ha generado una gran influencia en la comunidad internacional, de manera que hoy en día la mayoría de los países han introducido en su legislación interna dichas recomendaciones.

Su estructura administrativa radica en una secretaría rotativa entre los distintos países y tiene la obligación de reportar las distintas iniciativas al Comité de los Gobernadores de los bancos centrales, donde se discuten y acogen las recomendaciones del mismo. La mayoría de los países están representados por dos delegados, a saber, un directivo del banco central con experiencia de los mercados de cambio y un alto funcionario responsable del control bancario.

La finalidad del acuerdo Basilea I era conseguir que la banca internacional operara con una cuantía de capital adecuada a los riesgos asumidos, asegurando un mínimo de solvencia, y la aplicación de una normativa similar a las entidades de distintos países que operaban en los mismos mercados, con el propósito de nivelar el terreno de juego competitivo en el lenguaje coloquial de Basilea.

Joseph Stiglitz (1978), asegura que la regulación de los mercados financieros exitosos está al servicio de los siguientes propósitos: a. mantener la seguridad y la solidez; b. promover la competencia; c. proteger a los consumidores y; d. asegurar que los grupos menos favorecidos tengan algún grado de acceso al capital.

Estos fines inmersos dentro de un contexto internacional donde la liberalización de los movimientos de capitales ha provocado una paralela ampliación del campo de la actividad bancaria, implica que los reguladores se vean ante la disyuntiva de proponer medidas restrictivas o abrir los mercados domésticos para mejorar el bienestar global al integrar las economías de una forma más decidida. (Balbe, 1977).

Sintetizando, Basilea busca formalizar a nivel mundial, un esquema estándar en relación con la supervisión del sistema financiero, tratando al máximo que las instituciones de intermediación obtengan una adecuada administración de los riesgos a los que se exponen, teniendo como premisa disminuir los desequilibrios que se pudiesen generar al interior de los mismos, y por ende minimizando el impacto sobre la economía de la nación en particular, y evitando el contagio a los demás estados.

### **2.2.2. Definiciones del Acuerdo Marco de Suficiencia de Capital o Basilea II.**

Hoy en día, una de las claves para evitar las debacles financieras y el correcto desarrollo de las entidades de intermediación financiera, es introducir estándares y regulaciones sobre la gestión de riesgo corporativo, el claro ejemplo lo evidencia el nuevo acuerdo de Basilea II, que a la fecha resulta un auténtico reto en su implementación. Por lo cual el Acuerdo Basilea II llevado a cabo en 1994, representa un paso adelante con respecto a Basilea I, ya que declara que el objetivo de la regulación no solamente se centra en garantizar que los bancos cuenten con el capital suficiente que brinde cobertura a sus riesgos, sino también en motivar a las entidades crediticias a utilizar mejores prácticas en la gestión de riesgos, esto más concretamente se encuentra estipulado en el Pilar II de dicho Acuerdo, denominado Proceso del Examen Superior.

El acuerdo de Basilea II, representa un conjunto de normas dirigidas a fomentar una mejor gestión y supervisión de riesgos en las entidades de crédito, todo ello con la finalidad de evitar pérdidas, lograr una edición del capital regulatorio más sensible al riesgo, complementada con la profundización del proceso de supervisión bancaria y la disciplina del mercado. Las normas se basan en tres pilares que constituyen la estructura del acuerdo:

1. Requerimientos mínimos de capital.
2. Revisión supervisora, examen por parte del supervisor.
3. Disciplina del mercado, información al mercado.

En el primer pilar se fundamenta la importancia del tratamiento crediticio, a través de métodos y modelos internos y externos de evaluación, y post simulación. En particular, los métodos son: estándar e IRB, donde el primero asume evaluación externa del crédito, es decir evaluaciones del ECAI (Institución Externa de Evaluación del Crédito); y el segundo acepta estimaciones internas de los componentes del riesgo, tales como: Probabilidad de incumplimiento (PD), Pérdidas en caso de incumplimiento (LGD), Exposición al incumplimiento (EAD), y vencimiento efectivo (M). Para la aplicación del método IBR, las entidades financieras deben cumplir ciertos requisitos, entre ellos figuran los siguientes:

- El horizonte temporal para calcular la PD es de un año.
- El acuerdo acepta el sistema denominado scoring crediticio, u otros modelos de calificación, debiéndose incorporar también el factor humano para garantizar que toda la información relevante se está tomando en cuenta.
- Las calificaciones internas y las PD deben ser tenidas en cuenta para aprobar los créditos.
- Entre otros.

En el segundo pilar, se sintetiza la importancia de evaluar la eficiencia con la que las entidades están cuantificando sus necesidades de capital. Aquí se han reconocido pilares que sostienen el principio de mantener el capital suficiente para enfrentar escenarios adversos, tomando en cuenta el perfil de riesgo en cada deudor. Este proceso, considera varios escenarios donde la evaluación integral del capital y de los riesgos, resulta apremiante. Con respecto al último pilar de Basilea II, este tiene como objetivo, complementar las actividades antes mencionadas, desarrollando un conjunto de principios de divulgación en la información financiera vinculada al riesgo institucional.

Rodrigo Henao (2013), sostiene que se extraen cuatro principios fundamentales de Basilea II, en relación con el Proceso del Examen Supervisor, a saber:

**“Principio 1:** Los bancos deberían contar con un proceso para evaluar la suficiencia de capital total en función de su perfil de riesgo y con una estrategia de mantenimiento de su nivel de capital.” Es decir, los Bancos deberán soportar ante el ente regulador, que el

capital que presentan actualmente, es acorde tanto con el perfil de riesgo que ha definido en su estrategia de negocios, como con el ciclo económico.

**“Principio 2:** Los supervisores deberían examinar las estrategias y evaluaciones internas de la suficiencia de capital de los bancos, así como la capacidad de estos para vigilar y garantizar su propio cumplimiento de los coeficientes de capital regulador. Las autoridades supervisoras deberán intervenir cuando no queden satisfechas con el resultado de este proceso.” En otras palabras, lo que se quiere expresar es que el ente regulador en sus revisiones periódicas debe inspeccionar que el nivel de capital mínimo requerido sea el adecuado de acuerdo a los coeficientes definidos por este. Por lo tanto, en caso tal de que, al evaluar la entidad, el ente supervisor encuentre faltantes de capital para el mínimo requerido, procederá a que la primera realice las adiciones de capital necesarias.

**“Principio 3:** Los supervisores deberían tener expectativas de que los bancos operen por encima de los coeficientes mínimos de capital requerido y deberían tener la capacidad de exigirles que mantengan capital por encima del mínimo.” Esto, es, si bien el ente regulador debe velar por el mantenimiento del capital mínimo requerido, es necesario que instaure métodos encaminados a buscar que este se encuentre por encima del mínimo legal.

**“Principio 4:** Los supervisores deberían intervenir con prontitud a fin de evitar que el capital descienda por debajo de los niveles mínimos requeridos para cubrir las características de riesgo de cada banco en particular. Asimismo, deberían exigir la inmediata adopción de medidas correctivas si el capital no se mantiene en el nivel requerido o no se restaura a ese nivel.” A saber, las acciones que se emprendan por parte del ente regulador deberán ser ágiles y oportunas, en relación con el hecho de que al detectar los niveles de capital requeridos están disminuyendo, los bancos reviertan dicha situación.

El Perú, por medio de la SBS, es consciente de las ventajas en seguridad y estabilidad que genera un esquema como el propuesto en Basilea II y no está al margen de esta reforma internacional de la regulación bancaria. En abril de 2003, la SBS decidió asumir el reto de la implementación y adecuación de lo propuesto por el comité de Basilea y estableció el Comité Especial Basilea II (CEB).

La SBS y AFP's ha explicado que el cronograma de implementación crediticia seguido en Perú se inició en el año 2007 con los estudios de impacto y la emisión de la normativa necesaria para la implementación del NAC<sup>9</sup>. Esta primera fase duró hasta junio del 2009 y a partir de julio del 2009 entró en vigencia el método estandarizado para riesgo de crédito y riesgo de mercado, y el método básico y estándar alternativo para riesgo operacional. Asimismo, es a partir de esta fecha que las empresas pueden postular para el uso de modelos internos.

Así también, según la SBS y AFP's el Acuerdo de Basilea II tiene nuevas propuestas regulatorias, conocidas como Basilea III, que desde septiembre del 2010 presenta un paquete de reformas que elevará el requerimiento mínimo de capital ordinario del 2% al 4.5%, porcentajes que representan el capital mínimo administrado por las entidades del sector financiero, con la finalidad de que estas sean suficientemente resilientes para soportar pérdidas en momentos de tensión.

### **2.2.3. Sistema Financiero Peruano**

Según la SBS y AFP's, al cierre del ejercicio 2017 el sistema financiero peruano está compuesto por un total de 55 empresas, que administran S/ 413, 090 millones de activos, donde las cajas municipales dinamizan alrededor de S/ 24, 127 millones de activos, con un total de 12 instituciones a nivel nacional. Así mismo, el sistema peruano se ubica en la mitad de los países de América Latina con mayor participación en la intermediación financiera (Créditos / PBI), además posee una banca múltiple muy amplia ya que cuenta con provisiones suficientes para afrontar escenarios futuros adversos en deterioros de su cartera. Y, esta banca registra un capital adicional muy elevado para controlar posibles contingencias<sup>10</sup>.

Los últimos avances de actualidad económica del Fondo Monetario Internacional, así como, las diversas publicaciones del Banco Mundial, establecen que el Perú al igual que

---

<sup>9</sup> Nuevo Acuerdo de Capital

<sup>10</sup> Las entidades financieras supervisadas, deben alinear sus actividades crediticias o de intermediación, a la normatividad vigente, en cuanto a los mecanismos y escenarios de riesgo, para mitigar posibles pérdidas y controlar el nivel mínimo de capital exigido.

Colombia ocupa el primer lugar a nivel mundial en materia de inclusión financiera. En este marco las empresas financieras a nivel mundial brindan una mirada amplia de la inclusión financiera, evaluando el ambiente normativo que apoya la expansión del acceso a servicios financieros.

Las diferentes centrales de riesgo en sus informes y/o reportes de actualidad financiera sostienen que, las entidades microfinancieras en el Perú han adquirido un mayor protagonismo en el sistema de intermediación financiera, ya que más del 60% de clientes del sistema regulado pertenecen precisamente a estas entidades<sup>11</sup>. En este sentido y dadas las condiciones económicas y sociales del mercado, el 13 de julio del 2017, se promulgo la ley N°30607 que modifica y fortalece el funcionamiento de las cajas municipales de ahorro y crédito. Esta norma entre otros aspectos modifica el capital mínimo a 7.5 millones.

#### **2.2.4. Superintendencia de Banca, Seguros y Asociación de Fondo de Pensiones (SBS y AFP's)**

La Superintendencia fue creada el 23 de mayo de 1931 bajo la denominación de Superintendencia de Bancos. La finalidad era controlar y supervisar los bancos, empresas que en ese entonces conformaban un sistema financiero pequeño y habituado a la autorregulación. Cabe destacar que la nueva legislación estableció que toda empresa bancaria debía mantener un capital y reservas que sumados no fueran menores del 20% de sus obligaciones con el público. Se definió lo que se consideró como quebranto de capital<sup>12</sup> y se acompañó esta definición con la prohibición de pagar dividendos si ello pudiera causar deterioro al capital o fondo de reserva del banco.

La Superintendencia de Banca y Seguros (SBS) adquirió rango constitucional al ser incluida en la Constitución de 1979, la cual le otorgó autonomía funcional y administrativa.

---

<sup>11</sup> De acuerdo a la información publicada por la SBS al 30 de junio del 2017, el 64.6% de los deudores del sistema microfinanciero pertenecen a entidades especializadas en microfinanzas (CMAC, CRAC, Financieras, Edpymes, MiBanco).

<sup>12</sup> La SBS estableció los parámetros para que las instituciones financieras puedan mantener una cartera sana, con una mejora en la calidad de sus activos, todo ello, con la finalidad de evitar la reducción en los niveles de capital y el buen tratamiento provisional.

En 1981 se dictó la primera Ley Orgánica de la Superintendencia de Banca y Seguros<sup>13</sup>, el Decreto Legislativo 197 que reemplazó los Capítulos I, VI, VII y VIII de la Ley de Bancos.

La filosofía que tiene la SBS es crear, a través de la regulación, un sistema de incentivos que propicie que las decisiones privadas de las empresas sean consistentes con el objetivo de lograr que los sistemas bajo supervisión adquieran la solidez e integridad necesarios para mantener su solvencia y estabilidad en el largo plazo. En tal sentido, el enfoque que esta entidad tiene se sustenta en dos principios: Regulación y Supervisión.

En la regulación la SBS aplica cuatro principios fundamentales: el principio de idoneidad, que está vinculado a la calidad de los participantes en el mercado, el principio de prospección que está relacionado con la calidad de la información y el análisis institucional, el principio de transparencia vinculado a la información que revelan las empresas, y el principio de ejecutabilidad relacionado con la claridad de las reglas de juego, donde se busca que las normas sean de fácil comprensión, exigibles y que sean de fácil comprensión.

La supervisión de la SBS, se establece en función a las demandas que requiere la regulación, con un sistema más flexible y dinámico, donde se consoliden dos frentes: uno interno, apoyado por la supervisión directa a las empresas, y otros externos, tales como los auditores, las empresas clasificadoras de riesgo, supervisores locales y de otros países.

#### **2.2.4.1. Normatividad SBS**

**Resolución SBS N°11356 – 2008**<sup>14</sup>, con esta norma se resuelve aprobar el nuevo reglamento para la evaluación y clasificación del deudor y la exigencia de provisiones. En el capítulo I, están establecidos los conceptos y principios para la evaluación y clasificación del deudor y la exigencia de provisiones; en el segundo capítulo, están formalizadas las categorías de clasificación crediticia del deudor de la cartera de créditos; en el tercer capítulo,

---

<sup>13</sup> Con esta Ley se establecía que la Superintendencia tiene por finalidad defender los intereses del público, teniendo en cuenta la solidez económica y financiera de las personas naturales y jurídicas sujetas a su control; además de velar por que se cumplan las normas legales, reglamentarias y estatutarias que las rigen.

<sup>14</sup> Publicada el 19 de noviembre de 2008, bajo el artículo 222° de la Ley N°26702, Ley general del sistema financiero y del sistema de seguros y orgánica de la superintendencia de banca y seguros.

están concretizadas las exigencias de provisiones; y en el cuarto capítulo, se explican las disposiciones generales y especiales.

En el capítulo III, de la resolución SBS N° 11356 se hace la diferenciación entre provisiones genéricas y provisiones específicas, además se establece el tratamiento general de estas, donde las tasas mínimas de provisiones genéricas que las empresas deben constituir sobre los créditos directos y la exposición equivalente a riesgo crediticio de los créditos indirectos, clasificados en categoría Normal son las siguientes:

**Cuadro 2. 3. Tasas de Provisiones a Créditos**

<b>Tipos de Crédito</b>	<b>Tasas de Provisiones</b>
Créditos corporativos	0.70%
Créditos a grandes empresas	0.70%
Créditos a medianas empresas	1.00%
Créditos a pequeñas empresas	1.00%
Créditos a microempresas	1.00%
Créditos de consumo revolventes y no revolvente	1.00%
Créditos hipotecarios para vivienda	0.70%

Fuente: Resolución SBS N°11356 – 2008

Elaboración: Propia

Asimismo, las tasas mínimas de provisiones específicas que las empresas deben constituir sobre los créditos directos y la exposición equivalente a riesgo crediticio de los créditos indirectos, de deudores clasificados en una categoría de mayor riesgo que la Normal son las siguientes:

**Cuadro 2. 4. Tasas de Provisiones Específicas**

<b>Categoría de Riesgo</b>	<b>Tabla 1</b>	<b>Tabla 2</b>	<b>Tabla 3</b>
Categoría con Problemas Potenciales	5.00%	2.50%	1.25%
Categoría Deficiente	25.00%	12.50%	6.25%
Categoría Dudoso	60.00%	30.00%	15.00%
Categoría Pérdida	100.00%	60.00%	30.00%

Fuente: Resolución SBS N°11356 – 2008

Elaboración: Propia



En el capítulo III, punto 3 de la resolución antes mencionada se establece que, si como producto de la verificación en la clasificación de los deudores de la cartera de créditos, la Superintendencia determina que la exigencia de provisiones totales es superior a las calculadas por la empresa, ésta deberá constituir inmediatamente dichas provisiones y proceder a la reclasificación de los deudores en cuestión<sup>15</sup>.

Resolución SBS N°14354 – 2009<sup>16</sup>, con esta norma se resuelve aprobar el reglamento para el requerimiento de patrimonio efectivo por riesgo de crédito. En el capítulo I, están enunciados los principios generales; en el segundo capítulo, está explicado para el cálculo de patrimonio efectivo por riesgo de crédito; en el tercer capítulo, están establecidos los métodos basados en calificaciones internas, aquellos sistemas que sustentan los requerimientos mínimos para el cálculo de patrimonio efectivo por riesgo de crédito y las pérdidas esperadas.

En el Artículo 85° de la resolución mencionada en el párrafo anterior, se establece la aplicación de método IRB básico, donde las empresas podrán emplear el método IRB básico para estimar el requerimiento de patrimonio efectivo y la pérdida esperada por riesgo de crédito de las exposiciones no minoristas cuando sean autorizadas por la Superintendencia, previo cumplimiento de los requisitos establecidos en el Artículo 92°. En el método IRB básico, las empresas realizarán estimaciones de la probabilidad de incumplimiento y utilizarán los parámetros que señale la Superintendencia para la pérdida dado el incumplimiento, los factores de conversión crediticios y la madurez según lo dispuesto en el Artículo 93°, 94°, 95°, 104° y 106°.

Las reglas de aplicación antes mencionadas, se consolidan por lo dispuesto en los siguientes artículos<sup>17</sup>:

---

<sup>15</sup> Según lo estipulado en la constitución de provisiones, resaltado en la resolución SBS N°11356-2008.

<sup>16</sup> Publicada el 30 de octubre del 2009, mediante Decreto Legislativo N° 1028 que modificó la Ley General del Sistema Financiero y del Sistema de Seguros y Orgánica de la Superintendencia de Banca y Seguros - Ley N° 26702, para permitir la implementación en nuestro país a partir del 1 de julio de 2009 de los estándares recomendados por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea referidos a medidas y normas de capital.

<sup>17</sup> Artículos publicados en el subcapítulo III, del capítulo III de la Resolución SBS N°14354 – 2009 del 30 de Octubre de 2009.

Art. 92°, Requisitos mínimos para el cálculo de la PD<sup>18</sup>, Para la estimación de la PD, las empresas podrán emplear las siguientes técnicas: a) experiencia histórica de incumplimiento, b) modelos estadísticos de predicción de incumplimiento y c) la asociación con datos externos. Las empresas podrán usar una técnica principal y otra de comparación y ajuste, tomando en consideración que dichas técnicas incluyan la experiencia de largo plazo al estimar la PD promedio para cada grado de calificación.

No obstante, las empresas solamente podrán utilizar técnicas de estimación de la PD que se encuentren respaldadas por un análisis que las justifique. Para ello, deberán indicar en qué medida han incidido las consideraciones subjetivas relacionadas con el juicio de los analistas a la hora de combinar los resultados de las diversas técnicas y de realizar ajustes que obedezcan a limitaciones técnicas o de información.

Si la empresa utiliza datos sobre su experiencia histórica interna de incumplimiento para estimar la PD, deberá acreditar en su análisis que las estimaciones obtenidas reflejan los criterios establecidos por la empresa; y tienen en cuenta cualquier posible diferencia entre el sistema de calificación que generó los datos (si la PD proviene de un sistema anterior) y el sistema de calificación actual. Cuando los criterios establecidos o los sistemas de calificación hayan sufrido cambios, la empresa aplicará un margen prudencial mayor en sus estimaciones de PD. Si la empresa utiliza modelos estadísticos de predicción de incumplimiento, podrá estimar las PD utilizando la media simple de las estimaciones de PD de los deudores individuales incluidos en un mismo grado.

Si la empresa emplea la asociación de datos externos en el cálculo de la PD, dicho uso deberá restringirse a aquellas exposiciones con deudores del exterior o a exposiciones locales que, por la baja frecuencia de incumplimientos, no cuentan con suficiente información para las estimaciones respectivas.

Art. 93°, Pérdida dado el incumplimiento (LGD)<sup>19</sup> de exposiciones no garantizadas en el método IRB básico, las empresas asignarán una LGD de 45% a las exposiciones que

---

<sup>18</sup> Probabilidad Default, o probabilidad de incumplimiento en el pago de sus obligaciones crediticias.

<sup>19</sup> Pérdida dado el incumplimiento, está vinculado al tratamiento de las garantías.

no cuenten con alguna garantía admisible<sup>20</sup>. En el caso de exposiciones subordinadas, la LGD será 90%. En el caso de exposiciones con más de 365 días de atraso, la LGD a considerar será de 100%.

**Cuadro 2. 5. Garantía y Exposición**

<b>COBERTURA</b>	<b>LGD</b>
Si la cobertura de las garantías reales mobiliarias admisibles ajustadas es menor al 100% de la EAD.	LGD = 0% para el monto del EAD cubierto por las garantías mobiliarias ajustadas y,  LGD = 45% para la porción descubierta de la exposición.
Si la cobertura de las garantías reales mobiliarias admisibles ajustadas es mayor o igual al 100% de la EAD.	LGD = 0%

Fuente: Resolución SBS N°14354 – 2009

Elaboración: Propia

Art. 95°, LGD de exposiciones con garantías reales hipotecarias en el método IRB Básico, son admisibles para el método IRB básico las garantías reales hipotecarias de primer rango sobre inmuebles residenciales, inmuebles comerciales y terrenos agrícolas. Asimismo, son admisibles la fiducia en garantía y las operaciones de arrendamiento financiero sobre los activos antes mencionados. Cuando las exposiciones no minoristas cuenten con garantías reales hipotecarias admisibles, las empresas que se encuentren en el método IRB básico asignarán una LGD de acuerdo con la siguiente tabla:

**Cuadro 2. 6. Cobertura y Exposición**

<b>COBERTURA</b>	<b>LGD</b>
Si la cobertura de la garantía real hipotecaria admisible ajustada es menor al 21% del saldo expuesto (LGD), no cubierta por garantías reales mobiliarias admisibles.	LGD = 45%

<sup>20</sup> Se consideran como admisibles las garantías reales mobiliarias señaladas en el Artículo 36°.

COBERTURA	LGD
Si la cobertura de la garantía real hipotecaria admisible ajustada supera o es igual al 21% de la EAD no cubierta por garantías reales mobiliarias admisibles pero menor al 100%.	LGD = 35% para el monto de la EAD no cubierta por garantías reales mobiliarias admisibles cubierta por la garantía real hipotecaria admisible ajustada y,  LGD = 45% para el resto de la EAD no cubierta por garantías reales mobiliarias admisibles.
Si la cobertura de la garantía real hipotecaria admisible ajustada es mayor o igual al 100% de la EAD no cubierta por garantías reales mobiliarias admisibles.	LGD = 35%

Fuente: Resolución SBS N°14354 – 2009  
Elaboración: Propia

Art. 104°, Exposición ante el incumplimiento (EAD) - Método IRB Básico, Para el cálculo de la EAD de las partidas del balance, salvo las incluidas en el literal e) del Artículo 58<sup>o21</sup>, se considerará el saldo contable de la exposición incluyendo los rendimientos devengados y los incrementos de la exposición por volatilidad (He) y descontando los ingresos diferidos. No aplica a provisiones específicas ni genéricas.

#### 2.2.4.2. Tratamiento de Créditos con más de noventa (90) días de atraso<sup>22</sup>

Cuando el deudor posea algún crédito con un atraso mayor a noventa (90) días, la empresa deberá realizar la mejor estimación de la pérdida que esperaría tener por cada operación que posee el deudor. La estimación de este porcentaje de pérdida esperada (PESP) para cada operación se realizará teniendo en cuenta la coyuntura económica actual y la condición de la operación, incluyendo el valor de la(s) garantía(s), la modalidad de crédito, el sector económico del deudor y la finalidad de la operación, entre otros.

Para los créditos a pequeñas empresas, créditos a microempresas y créditos de consumo (revolventes y no revolventes), el cálculo de la PESP estimada podrá realizarse de acuerdo a las tasas de provisiones contempladas en el cuadro 2.3, salvo que la empresa se

<sup>21</sup> Artículo que especifica los métodos para el cálculo del requerimiento de patrimonio efectivo (Resolución SBS N°14354 – 2009).

<sup>22</sup> Referenciado en la resolución SBS N° 11356-2008.

encuentre autorizada a emplear métodos basados en calificaciones internas para el cálculo del requerimiento de patrimonio efectivo por riesgo de crédito correspondiente a dichas carteras, en cuyo caso aplicará lo dispuesto en el párrafo anterior. Las empresas deberán constituir como provisiones específicas el monto que resulte mayor entre la PESP estimada y el tratamiento general indicado en el cuadro 2.4.

Las exposiciones que tengan un atraso mayor a 90 días tendrán un factor de ponderación de<sup>23</sup>: a) 150% cuando las provisiones específicas sean menores al 20% del saldo contable de la exposición, excepto para los créditos hipotecarios para vivienda. b) 100% de otra manera.

### **2.2.5. Concepto de riesgo e incertidumbre**

La palabra riesgo proviene del latín “risicare” que significa “atreverse”, el riesgo es la probabilidad de un evento adverso y sus consecuencias. En finanzas, el concepto de riesgo está relacionado con la posibilidad de que ocurra un evento que se traduzca en consecuencias negativas o pérdidas para las instituciones financieras. El riesgo es producto de la incertidumbre que existe sobre el valor de los activos financieros; a mayor incertidumbre, mayor riesgo.

Si bien es difícil dar un significado a la palabra “incertidumbre”, debido a que existen distintos tipos de incertidumbre, en forma referencial se puede indicar que la incertidumbre es un estado de duda frente a una determinada situación cuyos resultados, causas o características no se conocen en el momento presente o frente a la cual no se sabe cómo actuar.

De acuerdo con Ramírez (1998), existen cuatro tipos de incertidumbre: epistémica subjetiva, epistémica objetiva, epistémica volitiva e incertidumbre óptica. El primer tipo se refiere a una duda sobre el conocimiento que se tiene; el segundo, al conocimiento no

---

<sup>23</sup> Según Resolución SBS N°14354-2019.

asegurado; el tercero, a no saber cómo actuar frente a un problema; y el último, a las causas intrínsecas a un hecho, independientemente de que se conozcan o no.

En la actualidad, las instituciones financieras tienen a su disposición un departamento encargado en la administración del riesgo, que se dedica al manejo y cobertura del riesgo en general<sup>24</sup>, el manejo de riesgo no solo consiste en la identificación y cuantificación de una posible pérdida, sino que permite orientar el negocio maximizando el esfuerzo y las estrategias establecidas, con el fin de minimizar las pérdidas inherentes al negocio de las instituciones.

El comportamiento del mercado crediticio está asociado en primer lugar a un riesgo sistemático, es decir a un periodo de incertidumbre que afecta al mercado en su totalidad y no a una acción o sector económico en particular; y a un riesgo no sistemático, que resulta de factores propios y específicos de cada instrumento financiero, es decir que genera un impacto individual en cada variable.

A continuación, se presenta un cuadro donde se puede distinguir los objetivos y funciones de la administración del riesgo financiero:

**Cuadro 2. 7. Administración de Riesgo Financiero**

<b>OBJETIVOS</b>	<b>FUNCIONES</b>
Identificar los diferentes tipos de riesgo que pueden afectar la operación y/o resultados esperados de una entidad o inversión.	Determinar el nivel de tolerancia o aversión al riesgo.
Medir y controlar el riesgo "no sistemático", mediante la instrumentación de técnicas y herramientas, políticas e implementación de procesos.	Determinación del capital para cubrir un riesgo.
	Monitoreo y control de riesgos.
	Garantizar rendimientos sobre capital a los accionistas.
	Identificar alternativas para reasignar el capital y mejorar rendimientos.

Fuente: Fragoso (2002).  
Elaboración: Propia

<sup>24</sup> Impacto sobre el rendimiento financiero de cualquier institución o entidad expuesta a determinados tipos de riesgo.

La administración del riesgo depende de un proceso para la mitigación de los mismos, es decir, un proceso de paso a paso, el cual permita identificar, evaluar, seleccionar el método y hacer el seguimiento del evento generador de riesgo. A continuación, se explica cada uno de los pasos:

- ✓ Identificación del riesgo: determinar el o los eventos más relevantes que generan incertidumbre.
- ✓ Evaluación del riesgo: cuantificación (costos) del evento generador del riesgo.
- ✓ Selección de método para la administración del riesgo: postura y método más adecuado para minimizar los riesgos.
- ✓ Seguimiento: evaluación y revisión periódica de los resultados obtenidos por el método escogido para la mitigación del riesgo.

Como sostenía Casserly (1993), la excelencia en banca y microfinanzas reside inexcusablemente en la capacidad selectiva de absorber riesgos, intermediarlos o recomendar a los clientes cómo lidiar con ellos.

#### 2.2.6. Tipos de Riesgo<sup>25</sup>

**Gráfico 2.1. Tipos de Riesgo**



Elaboración: Propia

<sup>25</sup> Estos riesgos están relacionados a las características diversificables (económicas) y no diversificables (Empresariales) del mercado.

La administración del riesgo financiero se dedica al manejo o cobertura de los riesgos o eventos que pueden suceder en un tiempo “t” dentro de una institución financiera. “La incertidumbre existe siempre que no se sabe con seguridad lo que ocurrirá en el futuro. El riesgo es la incertidumbre que “importa” porque incide en el bienestar de la gente. Toda situación riesgosa es incierta, pero puede haber incertidumbre sin riesgo” (Bodie, 1998).

Las instituciones financieras deben conocer a qué tipo de riesgos se enfrentan para poder manejar de manera sólida la exposición de sus activos, en esta parte del documento se define cada tipo de riesgo al cual se exponen las IMFs. A priori se puede hacer una clasificación general de los principales tipos de riesgo que se pueden identificar en una institución financiera:

#### **2.2.6.1. Riesgo Específico o Diversificable**

Es el riesgo que afecta a un valor en concreto o específico, es aquella parte del riesgo que puede ser eliminado mediante una diversificación apropiada. Puede ser causado por pleitos legales, huelgas, comercialización exitosa o no exitosa los eventos malos pueden ser compensados con eventos buenos.

El riesgo específico o diversificable resaltante en el mercado financiero es el riesgo económico, el cual hace referencia a la incertidumbre estimada en el rendimiento de los valores invertidos por la entidad financiera, a raíz de los cambios producidos en el sistema económico del sector donde se desarrolla la actividad financiera de la institución. Es un riesgo asociado directamente a las decisiones de inversión.

#### **2.2.6.2. Riesgo Sistemático o no Diversificable**

En la economía actual este riesgo no puede ser eliminado mediante la diversificación. Esta incertidumbre financiera depende de las tendencias y movimientos del mercado; y puede ser causado por inflación, recesión, etc.



En este escenario el tipo de riesgo de mercado representa las mejores acciones sobre el sistema, este riesgo está vinculado a la pérdida que puede identificarse en un portafolio<sup>26</sup>, un activo o un título en particular, originada por cambios y/o movimientos adversos en los factores de riesgo que afectan su precio o valor final, lo cual puede significar una disminución del patrimonio de la institución financiera y como consecuencia una percepción adversa en el mercado sobre la estabilidad económica de la institución financiera.

Finalmente, El riesgo de crédito, también llamado de insolvencia o de default, es el riesgo de una pérdida económica como consecuencia de que una de las partes contratantes (acreedor-deudor) deje de cumplir con sus obligaciones y produzca, en la otra parte, una pérdida financiera. El riesgo de crédito viene dado por tres principios: Pérdida Esperada, pérdidas inesperada, capital regulatorio y económico. (Vásquez, 2010).

#### 2.2.6.2.1. Riesgo Crediticio

La principal actividad de una entidad financiera es aquella que mejor la define y a la que dedica la mayor parte de sus esfuerzos. La actividad que genera la mayor parte de sus beneficios y los mayores riesgos, es la actividad crediticia. A continuación; en el Cuadro 2.8; se presentan los antecedentes del Riesgo Financiero y su evolución.

**Cuadro 2. 8. Antecedentes Históricos del Riesgo Financiero**

<b>Riesgo Financiero</b>	<b>Historia del Riesgo</b>
Versión Etimológica	De la palabra del catalán antiguo Recc y la lengua de occitano antiguo resegue, básicamente de origen desconocido. Traducción: Peñasco Escarpado.
La palabra riesgo fue evolucionando	Designando a fenómenos de desequilibrio.

<sup>26</sup> El portafolio está compuesto por todos los activos financieros (bienes, derechos u otros recursos controlados económicamente por la institución) en los cuales se invierte.

<b>Riesgo Financiero</b>	<b>Historia del Riesgo</b>
Siglo XVII	Rojas Zorrilla lo emplea como “contradicción o negación”.
Acepción más Divulgada	Peligro que se Corre.
Desde el punto de Vista Económico	Posibilidad que ocurra un suceso cuya probabilidad puede ser o no medible.
Análisis de criterios de diferentes autores	Contingencia o probabilidad de incurrir en una pérdida patrimonial como resultado de una transacción financiera o bien por mantener un desequilibrio o posición entre determinados activos o pasivos.

Fuente: Material de Trabajo en Administración del Riesgo Financiero. Aguilar Rodríguez (2008). Pp.2-6.  
Elaboración: Propia.

El riesgo de crédito se puede dividir en dos tipos: el riesgo de insolvencia y el riesgo-país. El riesgo de insolvencia o contrapartida surge como consecuencia de la situación económica financiera del deudor y de la incapacidad de atender al pago de sus obligaciones. Por otro lado; el riesgo-país es provocado por el grado de solvencia (o insolvencia) del total de contrapartidas que pertenecen a un área geopolítica legalmente definida como Estado. El riesgo de crédito es el más importante al que está sujeta la actividad bancaria. Es el causante de la mayor parte de las crisis bancarias y ha llevado a numerosos bancos a la quiebra, poniendo en peligro al sistema bancario y al mismo sistema financiero de muchos países, de distintos niveles de desarrollo<sup>27</sup>.

---

<sup>27</sup> José Carlos de Miguel Domínguez & otros. La Medición del Riesgo de Crédito y el Nuevo Acuerdo de Capital del Comité de Basilea. Universidad de Santiago de Compostela Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales. España 2006. pp. 2-13.

#### **2.2.6.2.2. Teorías del Riesgo Crediticio**

##### **Teoría Neoclásica y el Enfoque Tradicional del Riesgo**

Von Neuman, R., & Morgenstern O. (1934), sostienen que la teoría neoclásica es aquella en la que los individuos actúan racionalmente tanto de forma individual como de forma colectiva y optimizan en base al mismo supuesto de racionalidad. Este trabajo se constituye en un ícono de esta corriente que ha definido a las finanzas tradicionales, donde se extiende el trabajo realizado por Bernoulli en el campo de las probabilidades. A partir de esta corriente se han desarrollado los análisis clásicos (y seminales) de riesgos principalmente en la teoría de portafolio.

Markowitz, H. (1950), resalta que este enfoque permite respaldar con fundamentos teóricos, un supuesto que se asume en el presente documento, que, en promedio, los agentes se comportan de un modo homogéneo. Al interior de esta línea se aborda el enfoque del riesgo en base a la distribución de probabilidad de los rendimientos mediante la varianza o desviación estándar. Este enfoque es aplicado a las finanzas, dirigido a los mercados de capitales, donde Markowitz trata a activos y luego a portafolios de activos, analizando la relación entre rendimientos y su riesgo, es interesante que la propuesta de Markowitz inquietó al mismo Friedman durante la defensa de la tesis expuesta, puesto que según su apreciación el tema no era sobre economía, sin embargo, esta obra se constituyó en un aporte seminal para el análisis de riesgo en activos financieros.

Posteriormente, Tobin (1964), introduce en el campo de las finanzas y riesgos los financieros el concepto de activo libre de riesgo, aspecto que muestra la importancia y relevancia que tenía la evaluación del riesgo y el concepto de riesgo para la administración de activos al interior de las finanzas.

Roy (1985), por su lado, analiza la teoría de la ‘seguridad primero’, también trabajando sobre rendimiento y desviaciones (que representan el riesgo) en portafolios, pero utilizando un análisis económico de optimización en el que la riqueza terminal de un individuo no puede ser inferior a su nivel de subsistencia. Cabe aclarar que el análisis de

Roy fue elaborado veinte años antes por el mismo Keynes, de acuerdo a Brady, el trabajo de Keynes fue mal interpretado y se perdió parte de su rico aporte al campo de riesgos debido a un error tipográfico ya que Keynes arribó a la teoría de la ‘seguridad primero’ en su trabajo.

Sharpe (1988), desarrolla criterios de la relación del rendimiento esperado de un activo y el riesgo que tiene el activo en relación al mercado, nace el CAPM (Modelo de Valoración de Activos Fijos), y se introducen medidas de riesgo como ser el Índice de Sharpe. Varios autores amplían este concepto incluyendo distintas variables.

El desarrollo del análisis de riesgos bajo el enfoque neoclásico propone disminuir la incertidumbre sobre el comportamiento de ciertos activos en base al uso de probabilidades (construidas mediante medidas de tendencia central y dispersión) para la toma de decisiones en el marco de la elección que realiza un agente entre riesgo y rendimiento, de acuerdo a esta corriente todos los agentes económicos trabajan sobre una racionalidad homogénea o al menos cuasi homogéneas.

### **Riesgos en las Finanzas del Comportamiento**

Se presenta la revisión de la corriente alternativa al enfoque neoclásico, con el fin de presentar la contraparte y limitaciones del supuesto asumido en el estudio sobre homogeneidad en el comportamiento de los agentes. Luego de los principales planteamientos realizados en el campo de las finanzas tradicionales, y como usualmente sucede, surgen autores que levantan los supuestos del análisis ya sea porque consideran que los mismos son demasiado abstractos o irreales, o bien la evidencia demuestra un comportamiento diferente. De este modo surge una corriente diferente a las finanzas tradicionales denominada finanzas del comportamiento. Esta corriente es la que involucra a la psicología de los individuos y de las instituciones, en la que los procesos de tomas de decisiones no se realizan de modo homogéneo, es decir ya no es tan fácil suponer tomadores de decisiones bajo riesgo que piensan igual, sino que ahora dependen de complejos procesos psicológicos. Entre las obras sobre esta corriente se tiene a la teoría de prospección de Kahneman y Tversky, y estudios de la psicología detrás de las tomas de decisión considerando el riesgo de Lopes.

## La Teoría de Riesgo Individual

La teoría de riesgo individual modela a cada individuo como una entidad independiente. Esta asigna un patrón de comportamiento individual y agrega a los integrantes del grupo para obtener resultados conjuntos. De esta forma, en un primer momento, se procederá a explicar el modelo de comportamiento individual en un contexto de riesgo de crédito.

La resolución del crédito se modela a través de una función indicadora  $I$ . Esta toma el valor de uno cuando el crédito incumple y cero en el caso contrario:

$$I = 1 \text{ (}\rho\text{)}; I = 0 \text{ (}1-\rho\text{)}$$

A su vez el monto de la pérdida se modela a través de una variable aleatoria  $M$ . Con lo cual la variable aleatoria  $X$  queda definida como:

$$X = M \times I.$$

Con esto se puede obtener tanto el valor esperado de la pérdida de un crédito, como la varianza:  $E[X] = \mu$ ,  $V(X) = \mu^2\rho(1-\rho) + \sigma^2\rho$ , Donde  $\mu = E[X | I = 1]$  y  $\sigma^2 = V(X | I = 1)$  son la media y la varianza de la pérdida dado el incumplimiento del crédito. De esta manera, queda definida la esperanza y la varianza de la pérdida de un crédito en lo individual.

### 2.2.7. El Sistema Financiero Nacional.

El Sistema Financiero cumple un rol fundamental en el desarrollo y crecimiento de una economía. A través de la intermediación de fondos, los Sistemas Financieros eficientes generan asignaciones de activos óptimas entre los agentes de la economía, lo cual permite expandir la frontera de producción y alcanzar mayores niveles de utilidad, es decir, mejorar

el nivel del bienestar social. En los cuadros siguientes, se presenta de forma detallada el marco legal del Sistema Financiero Nacional desde la década de los noventas.

**Cuadro 2. 9. Perú: 1991-1999. Marco Legal del Sistema Financiero Nacional**

<b>Periodo</b>	<b>Marco Legal</b>
1991  A  1999	1991: Los lineamientos de política gubernamental establecieron su marco de desarrollo económico a través de los ejercicios del capital en entornos de libre mercado.
	1992: Reforma estructural en la legislación del Sistema Financiero se centró en la privatización. Liquidación de los Bancos Estatales de Fomento. Otras Empresas Financieras Estatales también fueron privatizadas.
	1993: Ley de Instituciones Financieras y de Seguros N° 770, Objetivo: Transformar la estructura tradicional de la Banca Privada, buscando a través de la desregulación y una mayor concurrencia, aumentar el tamaño relativo y la eficiencia general del Sistema Financiero para ampliar la cobertura del mercado.
	1996: Ley General para el Sistema Financiero y de Seguros, N° 26702. Objetivos: Mecanismos de intermediación a partir de criterios internacionalmente exigibles. Promoción de competitividad entre Instituciones Financieras para reducir los costos del dinero. Supervisión consolidada como instrumento, para que oficinas matrices de Bancos del Exterior y las autoridades de su país controlen sus riesgos. Consolidación de la SBS como órgano rector y supervisor del Sistema Financiero Nacional.
	1998: Ley N° 27008 del 04.12.1998. Ley que amplía la cobertura del fondo de seguros de depósitos y las facultades de la superintendencia de banca y seguros.
	1999: Ley N° 27102 del 05.05.1999. Objetivo: Un principio base en la filosofía de regulación y supervisión de la SBS es la protección de los

<b>Periodo</b>	<b>Marco Legal</b>
	ahorristas. Dicha protección se debe lograr cautelando la solvencia del sistema financiero a través de prácticas de regulación prudencial y una supervisión dinámica en un contexto de constantes cambios.

Fuente: El Peruano. [www.elperuano.com.pe](http://www.elperuano.com.pe)

Elaboración: Propia.

**Cuadro 2. 10. Perú: 2000-2009. Marco Legal del Sistema Financiero Nacional**

<b>Periodo</b>	<b>Marco Legal</b>
	2001: Ley N° 27603 del 20.12.2001. Ley de Creación del Banco Agropecuario. Objetivo: El Banco tendrá por objeto social otorgar créditos, así como facilitar la concesión de líneas de crédito a través de otras empresas del sistema financiero con recursos públicos y privados.
	2002: Ley N° 27851 del 21.10.2002. Con dicha modificación, se establece que los bienes dados en hipoteca, prenda o warrant a favor de una empresa del sistema financiero, respaldan todas las deudas y obligaciones propias, existentes o futuras asumidas para con ella por el deudor que los afecta en garantía, siempre que así se haya estipulado expresamente en el contrato.
	2003: Ley N° 27964 del 17.05.2003. Los préstamos otorgados por el Fondo MIVIVIENDA a las empresas del Sistema Financiero para que realicen colocaciones hipotecarias, recibirán el mismo tratamiento que los instrumentos hipotecarios. En este caso, solo se requerirá la calificación previa de la Superintendencia para ser excluida de la masa.
	2004: Ley N° 28393 del 22.11.2004. Sean objeto de fusiones, absorciones o incrementos de capital, podrán solicitar autorización especial para la ampliación de sus operaciones, sin que esta solicitud signifique el acceso al íntegro de las operaciones incorporadas en el respectivo modulo, señalándose que esta autorización especial debe tener en consideración requerimientos de capital, de sistemas de control

Periodo	Marco Legal
2000 A 2009	interno adecuados, de administración, y otros que determine la Superintendencia en función al tipo de operaciones adicionales solicitadas; que, resulta necesario precisar las condiciones para acceder al tratamiento especial, así como establecer los requisitos que deberán cumplir las empresas para realizar operaciones adicionales con la finalidad de lograr un sistema de ampliación de operaciones ordenada y gradual
	2005: Ley N° 28579 del 08.07.2005. Sumilla: Dispone la conversión de Fondo Hipotecario de Promoción de la Vivienda - Fondo MIVIVIENDA en una sociedad anónima denominada Fondo MIVIVIENDA S.A. que tendrá por objeto la promoción y financiamiento de la adquisición, mejoramiento y construcción de viviendas. Sustituye el artículo y la Décimo Tercera Disposición Final y Complementaria de la Ley General del Sistema Financiero y del Sistema de Seguros y Orgánico de la Superintendencia de Banca y Seguros, Ley Nro.26702.
	2008: Resolución SBS N° 11356 del 19 de noviembre de 2008. Que, la actividad crediticia de las empresas del sistema financiero constituye una de las actividades fundamentales que impulsan el crecimiento económico, resultando necesario introducir modificaciones en el Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la Exigencia de Provisiones, con la finalidad de ajustar prudencialmente algunos parámetros que permitan una mayor dinámica en el sector financiero, sin perjuicio de su seguridad y transparencia.
	2009: Resolución SBS N° 14354 del 30 de octubre de 2009. Que, resulta necesario establecer la metodología que deberá aplicarse, así como los requisitos que deberán cumplir las empresas para efectuar el cálculo del requerimiento de patrimonio efectivo por riesgo de crédito usando el método estándar o los métodos basados en calificaciones internas

Fuente: El Peruano. [www.elperuano.com.pe](http://www.elperuano.com.pe)

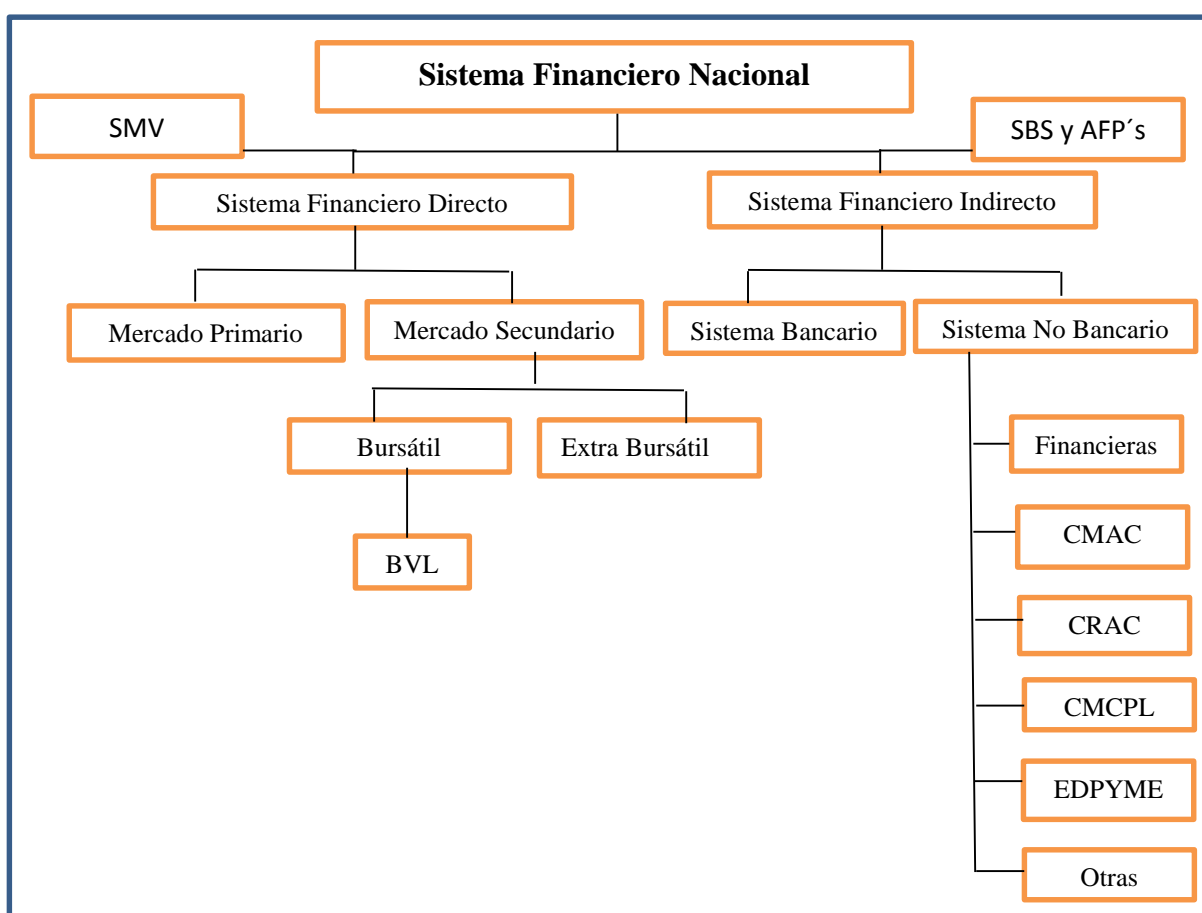
Elaboración: Propia.



El Sistema Financiero constituye el marco institucional que pone en contacto a los agentes económicos (familias, empresas, estado) ofertantes y demandantes de fondos prestables (ahorro), para efectuar transacciones financieras de captación y aplicación de fondos. Tradicionalmente el Sistema o Mercado Financiero se puede clasificar en dos: por un lado el Sistema de Intermediación Indirecta (SII), Sistema Bancario o Mercado de Dinero cuya 23 institución de supervisión y control es la Superintendencia de Banca y Seguros; y por el otro lado el Sistema de Intermediación Directa (SID), Sistema No Bancario o Mercado de Valores cuya institución de supervisión y control es CONASEV<sup>28</sup>. A continuación, en el Gráfico 2.2 podemos apreciar el esquema actual del Sistema Financiero Nacional.

**Gráfico 2. 1**

**Sistema Financiero Nacional**



Fuente: SBS y AFP's  
Elaboracion: Propia

<sup>28</sup> Guía Para la Remisión de Información en el Mercado de Valores. Primera Sección: Importancia de la Información y la Transparencia en el Mercado de Valores.

El Mercado de Dinero, es el sistema en el cual se tiene por objetivo la negociación del dinero, y como cualquier otro bien o activo, éste tiene un precio, el cual está representado por la tasa de interés y está en función del Índice de Precios al consumidor (IPC). Éste mercado está representado básicamente por los bancos, y se le llama Indirecto porque, el dinero que deposita un inversionista en un banco es invertido por éste y, obtenga o no rentabilidad de sus inversiones, está en la obligación de pagar intereses y devolver el dinero.

El Mercado de Valores es en el cual el objeto de negociación son activos financieros o valores mobiliarios (acciones, bonos, papeles comerciales, etc.). Lo que se compra o vende, son valores mobiliarios con vencimientos inferiores y superiores a un año, y como cualquier otro bien o activo éste también tiene un precio, el cual está en función de la rentabilidad y el riesgo. Se le llama Directo porque un inversionista compra directamente los valores de una empresa y la rentabilidad de esta inversión depende de la gestión de dicha empresa. Es así que en este mercado la información se convierte en herramienta fundamental para la toma de decisiones de inversión.

## **2.2.8. La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Paita S.A**

### **2.2.8.1. Reseña Histórica<sup>29</sup>**

Esta institución se creó por Decreto Ley N° 23039 del 14 de Mayo de 1980, que autorizó la creación de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito de los Concejos Provinciales del país.

El objetivo de la CMAC PAITA S.A es constituir una institución financiera descentralizada orientada a atender aquellos estratos de población no atendidos por el sistema crediticio formal y, fomentar principalmente el ahorro, contribuyendo a crear circuitos financieros locales que son la base de apoyo para el proceso productivo regional.

---

<sup>29</sup> <http://www.cmac-paita.com.pe/institucional/resenhahisto.html>

El 25 de octubre de 1989, se autoriza su funcionamiento, constituyéndose legalmente el 09 de noviembre de 1989 cuando se inscribe en el Registro de Asociaciones de Piura, y el 02 de noviembre inició sus operaciones, ofreciendo en su inicio exclusivamente operaciones de crédito prendario y, posteriormente, a captar ahorros del público. A partir del año 1992 empieza a otorgar créditos a las Microempresas (MES) y a inicios del año 1995 créditos agropecuarios.

Al 31 de diciembre del 2008 cuenta con 12 agencias sucursales y 1 principal: 6 en Piura (2 en Paita, 1 en Piura, 1 en Morropón, 1 Talara y 1 Sechura), 3 en San Martín (San Martín, Rioja y Mariscal Cáceres), 2 en Amazonas (Chachapoyas y Bagua), 1 en Lambayeque (Lambayeque) y 1 en Loreto (Alto Amazonas); siendo la primera agencia sucursal en la localidad de Chulucanas, provincia de Morropón en setiembre de 1996.

Al 31 de diciembre del 2017 ya cuenta con 14 agencias, la sucursal de Tumbes se suma a las 13 ya existentes, sin embargo, se ha evaluado por directorio el cierre absoluto de los desembolsos en la agencia de Rioja, esto debido a las altas tasas de morosidad y provisiones categorizadas por malas asignaciones crediticias.

#### **2.2.8.2. Normatividad y Aspectos Legales<sup>30</sup>**

Sus transacciones están reguladas por el D.S 157-90-EF del 28 de mayo de 1990, tal como lo establece el Artículo 286 de la Ley N° 26702, Ley General del Sistema Financiero y Orgánica de la Superintendencia de Banca y Seguros, publicada en el Diario Oficial “El Peruano” el 09 de diciembre de 1996, así como las disposiciones emitidas por el Banco Central de Reserva y la Contraloría General de la República.

La CMAC PAITA S.A, está sujeta al control y supervisión de la Superintendencia de Banca y Seguros, Contraloría General de la República, Dirección Nacional del Presupuesto Público, Contaduría Pública de la Nación y a la regulación monetaria y crediticia del Banco Central de Reserva del Perú, contando además con el asesoramiento de la Federación Peruana de Cajas Municipales (FEPCMAC). Así también, la CMAC PAITA

---

<sup>30</sup> <http://www.cmac-paita.com.pe/transparencia/transparencia.html>

S.A, es miembro del Instituto Mundial de Cajas de Ahorro, del Fondo de Seguro de Depósitos y de la misma FEPCMAC; creada en el año 1987 con el fin de asesorar, capacitar, y controlar a las CMACs.

Los Órganos de Gobierno de la Caja Municipal de Paita son el Directorio y la Gerencia Mancomunada. El Directorio es el máximo Organismo Rector de la entidad, ejerce la representación Institucional de la CMAC Paita y es el órgano encargado de formular y aprobar los Lineamientos de Política General de la entidad, así como supervisar su ejecución y aprobar los estados financieros correspondientes; está conformado por presidente, vicepresidente y cinco directores.

La Gerencia Mancomunada tiene a su cargo la representación legal, siendo el único responsable de la marcha económica y administrativa de la entidad y está conformada actualmente por tres gerentes; administración, créditos y ahorros, y finanzas; quienes actúan de manera mancomunada. Sin embargo, al cierre del periodo financiero 2017 el directorio ha evaluado la determinación del área de riesgos a gerencia de riesgos.

#### **2.2.8.3. Tecnología Crediticia<sup>31</sup>**

El otorgamiento del crédito se determina por la capacidad de pago del solicitante que, a su vez, se define fundamentalmente por su flujo de caja y sus antecedentes crediticios. Para el caso del Crédito Comercial, debe considerarse además de lo señalado anteriormente, el entorno económico, la capacidad de enfrentar sus obligaciones frente a variaciones cambiarias, las garantías preferidas de muy rápida realización y preferidas auto liquidables, la calidad de la dirección de la empresa y las diversas clasificaciones asignadas por otras empresas del Sistema Financiero.

En el caso de la evaluación para créditos MES, Comercial y de consumo, se analiza la capacidad de pago basándose en los ingresos del solicitante, su patrimonio neto, importe de sus diversas obligaciones, y el monto de las cuotas asumidas para con la empresa; así

---

<sup>31</sup> Resolución SBS N° 0808-2003: Principios Generales de la Evaluación y Clasificación del Deudor. Resolución SBS N° 11356-2008: Clasificación crediticia.

como las clasificaciones asignadas por las demás empresas del Sistema Financiero. Para el caso particular de los créditos MES, se puede prescindir de algunos de los requisitos documentarios exigidos por esta Superintendencia, pudiéndose establecer conjuntamente entre cliente y empresa indicadores mínimos, a satisfacción de este organismo de control, que determinen la capacidad de pago para el cumplimiento de la obligación.

Los criterios de evaluación de los deudores señalados en el artículo 222° de la Ley General se aplicarán en el contexto de su pertenencia a un grupo económico, conglomerado financiero o mixto, o basándose en otros supuestos de riesgo único señalados en el artículo 203°. Todos los criterios señalados se aplican sin perjuicio de las disposiciones sobre conocimiento del cliente y del mercado establecidas en el Reglamento para la Prevención del Lavado de Dinero en el Sistema Financiero, aprobado mediante Resolución SBS N° 904-97 y sus modificatorias.

Al 31 de diciembre del 2017 el directorio ha evaluado la adquisición de un software de evaluación crediticio llamado EVA, con la finalidad de agilizar las transacciones crediticias, a través, de la correcta evaluación de una solicitud crediticia, el correcto seguimiento de los gerentes, administradores, y jefes de crédito; así como, el buen tratamiento de la morosidad, provisiones, capital, entre otros indicadores económicos y financieros.

#### **2.2.8.4. Tipos de Créditos**

La CMAC PAITA S.A., toma en cuenta la estructura financiera y los requisitos establecidos por la SBS y AFP's para los créditos directos e indirectos. Entre los créditos directos están el crédito empresarial, en moneda nacional o extranjera, a personas naturales o jurídicas, destinado al financiamiento de actividades empresariales urbanas y rurales de producción, comercialización de bienes y prestación de servicios. Dentro de este tipo de créditos se encuentran los definidos por la SBS: crédito MES y comercial.

Crédito paralelo, adicional a sus créditos principales vigentes, independientemente de cuál sea el destino del crédito y puede ser otorgado en cualquier época del año.

Ampliación de crédito, para complementar o ampliar un financiamiento en monto y/o plazo, sobre el saldo pendiente de un crédito principal, donde el plan de inversión estará en función al destino inicialmente solicitado en caso de crédito empresarial. Rapido dirigido al sector comercio, producción y servicios con pagos diarios, para mejorar la atención a los mejores clientes, e incrementar los créditos y propiciar la entrada de nuevos clientes.

Libre amortización, de corto plazo destinado para capital de trabajo, pudiendo otorgarse en cualquier época del año y/o en oportunidades favorables para el cliente, debe precisarse el plan de inversión que indique el destino de los recursos y su característica principal es el plazo de recuperación que está en función de la actividad a financiarse, se incluye el crédito agropecuario; cuyo plazo es mayor, en razón que está en relación directa con el ciclo productivo de la actividad agropecuaria, pudiéndose financiar labores de instalación, mantenimiento, desarrollo y comercialización respectivamente. Dirigido a clientes o no clientes que se dedican a las actividades agrícolas, ganaderas, avícolas, silvícolas, piscícolas, apícolas y otras actividades conexas o afines. Créditos de consumo, en moneda nacional o extranjera, para personas naturales, con la finalidad de atender el pago de bienes, servicios o gastos no relacionados con una actividad empresarial.

Crédito personal; financia el pago de bienes, servicios o gastos de carácter personal respaldado por ingresos demostrables y garantías reales, dirigido a personas naturales dependientes o profesionales independientes, que acrediten un ingreso mensual fijo proveniente de recibos por honorarios profesionales o por boletas de pago de instituciones públicas y privadas, durante los últimos seis meses. No se aceptan declaraciones juradas de ingresos. El descuento personal por convenio brinda la posibilidad a los empleados de una institución beneficiarse con la obtención de créditos de libre disponibilidad y pagarlos mediante un descuento directo de sus remuneraciones mensuales. Con garantía de plazo fijo de forma rápida y oportuna, respaldado por ahorros en la modalidad certificado del depósito a plazo, que cubrirán como máximo deudas directas o indirectas hasta el 90% de su valor.

Crédito pignoraticio; con respaldo de prendas de oro en garantía, dirigido a personas naturales para los fines que estime conveniente. Crédito administrativo, a los trabajadores, funcionarios y directores de CMAC Paita. Contrato vigente por un plazo mayor a 3 meses o ser trabajador nombrado, en ambos casos; con una antigüedad mínima de 6 meses. Para

directores con la respectiva resolución de alcaldía. Está permitido sólo crédito administrativo por vez. El monto no excederá de seis veces la remuneración mensual. La Carta Fianza, es un crédito indirecto evidenciado en un documento de garantía que la Caja otorga a personas naturales o jurídicas, respaldándolos en el cumplimiento de obligaciones adquiridas ante terceros.

La institución presenta la estructura crediticia tal cual se mencionó anteriormente, por lo cual es necesario resaltar que, en primera instancia los recursos provienen de los ahorros del público e instituciones vía captación en las diferentes modalidades: Ahorro corriente, ahorro corriente con órdenes de pago, plazo fijo, cuenta dorada “Ahorras Más 2005” y Compensación por Tiempo de Servicio (CTS); y también vía “adeudados” que son créditos que se contratan con las diferentes entidades crediticias bajo la modalidad de líneas, respaldadas en algunos casos con garantías auto-liquidables, cesión de cartera, entre otros y que en mayor detalle se expone seguidamente.

En el cuadro 2.11 se observa el monto en nuevos soles para el total de los créditos y depósitos de la institución, resaltando la caída significativa en la cartera y el aumento en los créditos atrasados.

**Cuadro 2. 11. Créditos y Depósitos de la CMAC PAITA S.A\***

AÑO	CRÉDITOS		CRÉDITOS ATRASADOS			DEPÓSITOS	
	MONTO	CRECIM	MONTO	CRECIM	PART	MONTO	CRECIM
2009	S/199,420.89	17.40%	8347.92	43.50%	4.19%	S/160,820.81	27.62%
2010	S/230,898.18	15.78%	14413.27	72.66%	6.24%	S/199,430.75	24.01%
2011	S/208,427.03	-9.73%	18414.44	27.76%	8.83%	S/218,041.38	9.33%
2012	S/193,615.59	-7.11%	21851.91	18.67%	11.29%	S/241,469.20	10.74%
2013	S/179,855.58	-7.11%	22222.35	1.70%	12.36%	S/216,435.49	-10.37%
2014	S/159,172.38	-11.50%	20928.32	-5.82%	13.15%	S/192,466.42	-11.07%
2015	S/139,604.16	-12.29%	26929.64	28.68%	19.29%	S/172,070.55	-10.60%
2016	S/125,650.35	-10.00%	21286.02	-20.96%	16.94%	S/159,506.93	-7.30%
2017	S/115,911.41	-7.75%	19776.99	-7.09%	17.06%	S/141,389.52	-11.36%

\*De acuerdo a las 14 agencias de todo el país.

Fuente: SBS y AFP's

Elaboración: Propia

### **2.2.8.5. Políticas de Créditos<sup>32</sup>**

Son sujetos de créditos las personas naturales y jurídicas que realicen actividades económicas cualquiera sea su forma empresarial, así como las que solicitan créditos pignoratícios o personales que reúnan los requisitos mínimos exigidos. Así también no se consideran sujetos de créditos:

- Los fallidos y sometidos a junta de acreedores.
- Los que tengan o hayan tenido juicio con la CMAC PAITA S.A. u otra entidad financiera, salvo que se mejore las garantías y evaluando la razón que motivó el proceso.
- Quienes figuran como deudores en la relación de créditos castigados.
- Quienes hubieran dispuesto de los bienes dados en garantía.
- Los conocidamente insolventes, sin expresión de causa.
- Para créditos de consumo las personas mayores de 65 años.
- Para créditos Comerciales y MES las personas mayores de 80 años.
- Las personas naturales o jurídicas que por primera vez soliciten financiamiento en base a los antecedentes negativos que pudiera tener el interesado en sus relaciones crediticias con terceros, en especial con los intermediarios financieros.

Una vez otorgado el crédito se hace necesario el seguimiento, que se acredita mediante la presentación de informes. Para el caso de créditos MES, por montos mayores a 10 mil dólares o su equivalente en moneda nacional, la evaluación de la empresa se realizará anualmente, excepto para el caso de créditos agrícolas para instalación de cultivos. Para créditos comerciales, la evaluación será semestral y para créditos refinanciados, que hayan sido reclasificados, en forma trimestral.

El mismo tratamiento se aplica a créditos vencidos, mediante informes y/o notificaciones. Las notificaciones se inician entre el primer y el octavo día de haber entrado en mora la cuota del crédito, luego a los quince días, comunicando además que su crédito será informado como vencido en la central de riesgo de la SBS y AFP's. De 30 a 60 días se

---

<sup>32</sup> Reglamento de créditos CMAC PAITA S.A, aprobado por acuerdo de Directorio N°0053-2017de ROD 20.02.2017



le entrega una notificación pre-judicial, dándole 72 horas para la regularización de la deuda o indique una probable fecha de pago.

De continuar la negatividad al pago de la obligación financiera, se procede con las gestiones extrajudiciales que también ameritan se realicen los correspondientes informes. Transcurridos más de 60 días le entrega una segunda y última notificación pre-judicial indicando que se le iniciará la demanda judicial. Transcurridos los 90 días y no habiendo posibilidad de refinanciación del crédito, éste pasará al Área de Recuperaciones. Para deudas con saldo menor a una UIT, se mantendrá la presión de cobranza hasta que se obtengan pagos en efectivo o promesas de pago, no iniciándose el proceso judicial.

Transcurridos los 120 días y no mediar voluntad de pago y agotadas todas las posibilidades de recupero por la vía no coactiva, se transfiere el crédito al Área Judicial. Toda institución financiera está expuesta a estos avatares de incumplimiento de pago, por lo que es importante disminuir la probabilidad de morosidad, mediante una eficiente administración del riesgo. El medio de pago de un negocio o actividad es su flujo que pueda generar, sin embargo, como un “colateral” y atenuar este probable desbalance crediticio, es recomendable que todos los créditos se otorguen con garantías. Estas garantías pueden ser no reales donde las operaciones de créditos son respaldadas con documentos (originales o copias) de propiedad sobre los inmuebles, certificados de posesión, vehículos o maquinaria industrial, artefactos, mercaderías o prenda sin gravamen a favor de la institución. Si se trata de garantías reales las operaciones de crédito son respaldadas íntegramente por garantías autos liquidables, preferidos y de muy rápida realización, de acuerdo a lo normado por la SBS y AFP's.

La CMAC PAITA S.A exige la constitución de garantías reales, para todos los créditos mayores o iguales a 6 mil dólares o el equivalente en soles, menores a este importe, estarán representadas por garantías no reales, pudiendo también considerar la Declaración Jurada de Bienes debidamente firmada, a valores de mercado. Es así que el crédito comercial se considera vigente aún con 15 días de vencido, el MES y de consumo hasta 30 días de vencido. De no honrar la deuda en estos períodos es factible refinanciar, el comercial y MES, pero para consumo será a partir de los 90 días de vencido.

Vencido el crédito y agotado todas las acciones extrajudiciales para su recuperación, el crédito es apto para su cobranza por vía judicial y para castigo luego de haberse agotado todas las posibilidades de cobranza y no presenta evidencias reales y comprobables de recuperación o en su defecto implica más costos que beneficios. Entonces se requiere que tenga la provisión al 100%, calificado en pérdida, por lo menos más de 180 días de incumplimiento y evidencias reales y comprobables de su irrecuperabilidad.

La Unidad de Riesgos, ente asesor, responsable de evaluar y emitir opinión informando sobre las propuestas de créditos cuyos importes son mayores a US\$ 10,000 o su equivalente en moneda nacional y, desde US\$ 1,000 para propuestas de refinanciamiento y reestructuración de créditos.

El Comité de Gerencia, depende directamente del Directorio, supervisa y controla el cumplimiento de las políticas de créditos, y se encarga de resolver situaciones específicas no señaladas en los reglamentos, políticas y procedimientos de créditos. Éste Comité constituye un nivel de aprobación cuando participan dos de sus tres Gerentes de acuerdo al nivel correspondiente.

La Gerencia de Créditos, dirige y controla las actividades relacionadas con el otorgamiento y la recuperación de los créditos concedidos. Propone al Directorio, previo consenso de la Gerencia, las políticas de créditos dentro de los dispositivos legales vigentes. Asimismo, implementa nuevos productos o modalidades de crédito previamente aprobados por el Directorio en coordinación con el Comité de Gerencia. En este caso previamente emitirá opinión la Unidad de Riesgos.

El Supervisor Regional del Oriente, reporta directamente a la Gerencia Mancomunada, revisa y evalúa las solicitudes de créditos formuladas por los analistas y que excedan las autonomías de los Administradores de Agencia y/o Jefes de Oficina Especial, consignando su visto bueno para que continúe su trámite ante las instancias superiores correspondientes. También tiene facultad de detener cualquier operación de crédito, devolviéndola con las observaciones para ser reevaluada.

El Jefe de Créditos, dirige la ejecución y control de las acciones orientadas al cumplimiento de los lineamientos y metas del Área de Créditos fijadas por la Gerencia de Créditos. Controla las actividades relacionadas con el otorgamiento y la recuperación de los créditos concedidos. Vigila que las propuestas de créditos presentadas, cumplan con los dispositivos legales vigentes y con el Reglamento de Créditos.

Los Administradores de Agencia y Jefes de Oficina Especial, evalúan y controlan que las operaciones de créditos presentadas mediante propuestas de créditos cumplan con las normas y políticas de créditos vigentes, haciendo un seguimiento del cumplimiento de las metas tanto en colocaciones, recuperaciones, mora, etc.

Los Analistas de Créditos, promocionan y evalúan las propuestas de créditos; deben preparar y adjuntar en el expediente de créditos, todos los documentos exigidos, para ser sustentados ante el comité de créditos o el nivel de aprobación correspondiente. Son responsables del seguimiento y recuperación de los créditos otorgados. Con el fin de optimizar los recursos humanos e incrementar las colocaciones, se fija un índice de productividad que permitirá evaluar a los Analistas, Administradores de Agencia y Jefes de Oficina Especial; y premiar mediante otorgamiento de bono el logro de las metas establecidas previamente por la Gerencia de Créditos. Será también componente para la obtención del bono la calidad de la cartera de créditos que se medirá por los indicadores de cartera vencida y judicial, además por el empleo eficiente de la metodología de evaluación y análisis del crédito. Se fijarán parámetros en los indicadores de cartera vencida y judicial para medir la calidad de la cartera. Aquellos cuya cartera vencida y judicial exceda los límites fijados por la Gerencia de Créditos, no podrán atender nuevas solicitudes, dedicándose a su seguimiento y recuperación.

#### **2.2.8.6. Evolución de la CMAC PAITA S.A. en el Sistema Financiero.**

Después de las fuertes turbulencias económicas y financieras del 2008 la CMAC PAITA S.A. no ha podido estabilizar y mitigar los riesgos a los cuales se expone al momento de otorgar un crédito. Como se puede evidenciar en el cuadro 2.12, la cartera vigente en 9 años ha llegado a caer en 60 millones, aproximadamente. De igual manera, la cartera judicial

ha perjudicado significativamente el portafolio, ya que el saldo atrasado al cierre del 2017 ha llegado a más de 19 millones.

**Cuadro 2. 12. Cartera Crediticia según situación en la CMAC PAITA S.A (Miles)**

AÑO	VIGENTES	REFIN. Y REEST.	ATRASADOS	JUDICIAL	CARTERA TOTAL
2008	S/171,807.10	S/5,280.68	S/5,817.57	S/3,119.48	S/186,024.83
2009	S/200,727.88	S/6,556.62	S/8,347.92	S/2,792.44	S/218,424.86
2010	S/228,594.07	S/9,104.07	S/14,413.27	S/4,365.91	S/256,477.32
2011	S/207,607.60	S/7,643.68	S/18,414.44	S/4,276.22	S/237,941.94
2012	S/190,560.05	S/6,925.95	S/21,851.91	S/6,299.57	S/225,637.48
2013	S/173,186.44	S/7,446.65	S/22,222.35	S/1,405.65	S/204,261.09
2014	S/155,311.34	S/9,678.49	S/20,928.32	S/3,840.95	S/189,759.10
2015	S/132,894.04	S/7,207.13	S/26,929.64	S/5,757.99	S/172,788.80
2016	S/120,252.24	S/5,008.21	S/21,286.02	S/8,955.24	S/155,501.71
2017	S/111,470.46	S/4,283.07	S/19,776.99	S/10,422.08	S/145,952.60

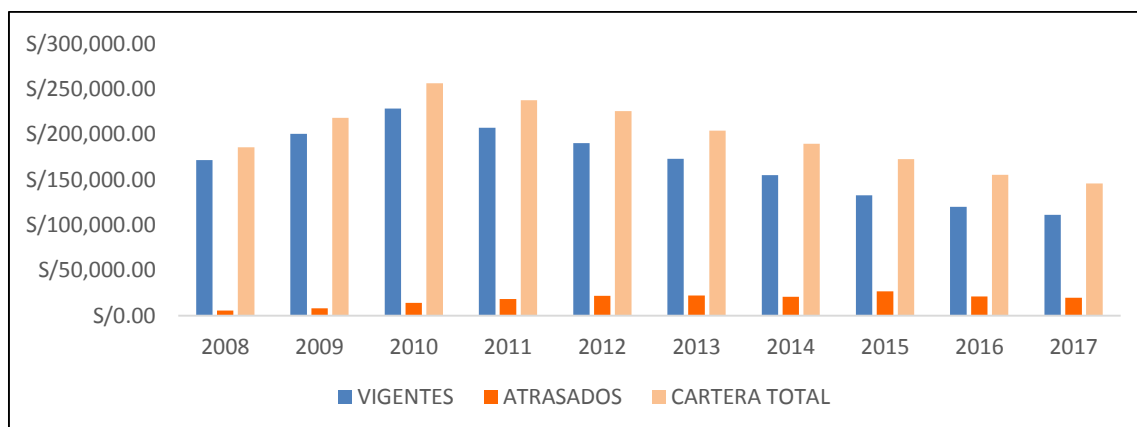
\* De acuerdo a las 14 agencias de todo el país.

Fuente: SBS y AFP's

Elaboración: Propia

A diciembre del 2017, la CMAC PAITA S.A. no ha podido controlar la caída en su cartera, registrando más de 115 millones, a comparación del año 2010 que se situó en más de 230 millones. Sin embargo, el principal obstáculo que viene enfrentando la institución, tal cual se ha establecido en la problemática y definición del problema, es el deterioro de la cartera, así como el aumento en las provisiones, lo cual se evidencia en el grafico 2.3, donde la cartera vigente al igual que la cartera total muestran serias caídas, todo ello, a razón de erradas políticas crediticias en la administración del riesgo crediticio.

**Gráfico 2. 2. Cartera Crediticia según situación en la CMAC PAITA S.A**



Fuente: SBS y AFP's

Elaboración: Propia

**Cuadro 2. 13. Cartera Crediticia según Tipo en la CMAC PAITA S.A (Miles)**

AÑO	CONSUMO	CREC.	EMPRESAS				TOTAL CMAC PAITA S.A
			MICROEMPRESA	CREC.	PEQUEÑA EMPRESA	CREC.	
2011	S/78,142.00	-5.59%	S/85,460.00	-6.51%	S/52,081.00	-5.63%	S/233,666.00
2012	S/72,999.00	-6.58%	S/75,240.00	-11.96%	S/55,187.00	5.96%	S/219,338.00
2013	S/54,549.00	-25.27%	S/74,395.00	-1.12%	S/56,604.00	2.57%	S/202,855.00
2014	S/35,724.00	-34.51%	S/72,650.00	-2.35%	S/58,166.00	2.76%	S/185,918.00
2015	S/27,828.00	-22.10%	S/61,848.00	-14.87%	S/59,338.00	2.01%	S/167,031.00
2016	S/22,712.00	-18.38%	S/56,156.00	-9.20%	S/54,386.00	-8.35%	S/146,546.00
2017	S/20,609.00	-9.26%	S/49,502.00	-11.85%	S/55,962.00	2.90%	S/135,531.00

Fuente: SBS y AFP's

Elaboración: Propia

Finalmente, los tipos de crédito que mayor implicancia tienen en la cartera crediticia de la CMAC PAITA S.A. al cierre del 2017, son los de consumo, microempresa, y pequeña empresa. Éstos tipos de crédito muestran caídas significativas, tal como se evidencia en el cuadro 2.13, donde a diciembre del 2017 la cartera microempresarial muestra una caída de 11.85%.

### 2.2.9. Pérdida Esperada (PE)

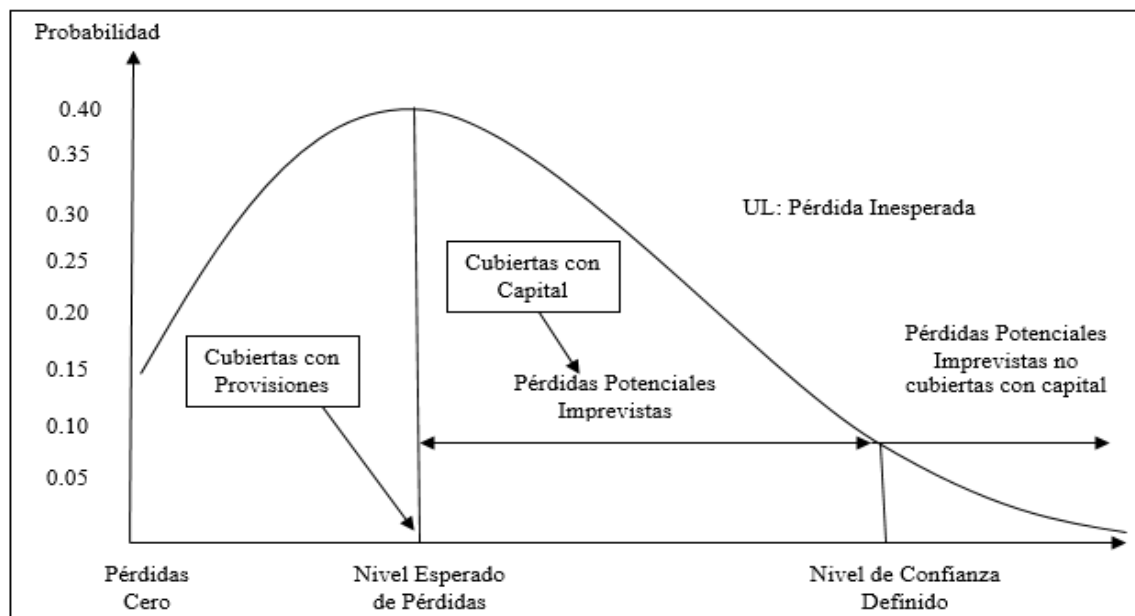
El cálculo de la pérdida esperada es el aspecto más directo de la teoría de portafolio. Esto es, la capacidad de estimar la calidad crediticia y el tamaño esperado de las pérdidas esperadas dados los cambios en la calidad crediticia, permite al administrador de riesgo evaluar y reservar la pérdida esperada. Si no hubiera posterior riesgo relacionado con posibles pérdidas crediticias, lo que abarcaría el problema de la administración de riesgos, serían las pérdidas crediticias predecibles año por año.

La calidad de una cartera de créditos presenta variaciones en el tiempo, por lo tanto, la pérdida esperada también varía en el tiempo, estas variaciones en el tiempo resultantes del cambio en la calidad de la cartera se denomina pérdida no esperada. La pérdida no esperada o pérdida inesperada (UL) es medida mediante la variabilidad de la distribución de pérdidas, y puede calcularse como la diferencia entre la pérdida esperada y algún percentil de la distribución de pérdidas, el mismo que es elegido de acuerdo al nivel de confianza deseado. En general, el percentil que define el nivel de pérdida no esperada es el valor en riesgo (VaR) de crédito. Las pérdidas no esperadas consideran la volatilidad de las pérdidas y expresan

típicamente el valor de riesgo del portafolio con una medida de pérdida de crédito inesperada. (Vásconez, 2010).

En el transcurso de un periodo de tiempo, es normal observar que algunos de los deudores de la institución no cumplan con sus obligaciones crediticias, las entidades financieras no pueden determinar con exactitud el monto de la pérdida generada por el incumplimiento de los deudores, pero sí podrán estimar las pérdidas que se podrían llegar a tener en este periodo de tiempo. La pérdida esperada está representada por la media de la distribución de pérdidas, gráficamente se puede ver de la siguiente manera:

**Gráfico 2. 3. Pérdida Esperada y Pérdida no Esperada**



Fuente: Sotomayor (2010)  
Elaboración: Propia

### 2.2.9.1. Probabilidad de Incumplimiento (PD)

El evento de incumplimiento o default, se produce cuando pasa por lo menos uno de los siguientes sucesos:

- La quiebra: patrimonio negativo.
- La mora: aplazamiento del pago de la deuda en uno o varios periodos.

- El impago: no se produce la cancelación de una o varias cuotas después de un plazo de gracia otorgado.
- El abandono: la entidad de manera unilateral rechaza la validez de la deuda por alguna situación especial.
- La reestructuración: se cambian las condiciones iniciales del contrato por algún hecho especial.

Borio, C., & Lowe, P. (2001), observan que, conceptualmente, si las tasas de interés de los préstamos reflejaran con precisión los riesgos de crédito, los bancos no tendrían motivo alguno para dotar provisiones adicionales en el momento en que se origina un préstamo para cubrir pérdidas esperadas. El mayor margen de intermediación de un préstamo arriesgado reflejaría su mayor riesgo de impago, mientras que una tasa de descuento más elevada (a raíz de ese mayor riesgo) sobre los flujos de efectivo del préstamo contrarrestaría ese mayor margen de intermediación al decidir el banco sobre la decisión del préstamo. Como es lógico, seguiría haciendo falta capital para cubrir las pérdidas inesperadas. En ese caso, sería apropiado dotar provisiones si el grado de riesgo del préstamo se incrementa tras su concertación, a fin de reconocer la mayor tasa de descuento y la menor probabilidad de amortización o, lo que es lo mismo, el valor del préstamo se rebajaría en el marco de un modelo contable del valor razonable. Por el mismo motivo, un banco podría incluso dotar provisiones negativas (un incremento del valor del activo) si el nivel de riesgo se redujera.

Entonces, ¿por qué deberían basarse las provisiones en las pérdidas esperadas desde el momento en que se concierta el préstamo? Una respuesta es que puede ocurrir que, los precios de los préstamos no reflejen los riesgos como consecuencia de condiciones de mercado transitorias. Si la experiencia pasada y ejercicios de modelización rigurosos sugieren que los riesgos crediticios no están íntegramente reflejados en la valoración de los préstamos, una gestión de riesgos prudente recomendaría complementar las señales del mercado con otros datos objetivos. Un segundo conjunto de factores está relacionado con el capital.

### **2.2.10. Credit Scoring**

Gutiérrez (2007), se tiene que “(...) los métodos o modelos de credit scoring, a veces denominados score-cards o classifiers, son algoritmos que de manera automática evalúan el riesgo de crédito de un solicitante de financiamiento o de alguien que ya es cliente de la entidad. El uso de los modelos de scoring comenzó a partir del año 1970, no obstante, la implementación generalizada solo se dio 20 años más tarde con el mayor desarrollo de las técnicas estadísticas y la tecnología, esto sumado a la necesidad de la industria crediticia de ser más eficiente en la originación de créditos y paralelamente en la medición del riesgo de sus deudores.

La única finalidad de estos modelos es la de ser una herramienta facilitadora para la detección de posibles sujetos de crédito, además, en las etapas de Seguimiento y Control, y de Recuperación son empleados. En la primera se define para determinar perfiles de clientes que por sus características puedan ser fidelizados por la entidad, y paralelamente, en la detección de aquellos deudores que por el contrario comienzan a generar señales de alerta de riesgo de crédito, haciendo que se aceleren las actividades para asegurar el recaudo de la operación y al mismo tiempo acelerando el nivel de cubrimiento que la entidad crediticia tiene de estos deudores, mediante el incremento de la provisión de cartera.

#### **2.2.10.1. Ventajas y Desventajas del Credit Scoring**

Aunque el Credit Scoring no es capaz de sustituir por completo a los analistas de créditos individuales, sí tiene la suficiente capacidad de pronóstico para realizar una mejora importante en el proceso de evaluación crediticia. Este cuantifica el riesgo y tiene ventajas importantes cuando se compara con el scoring implícito o subjetivo; entre ellas:

- Cuantifica el riesgo como una probabilidad: Asigna una probabilidad bastante cercana, a diferencia del subjetivo que la expresa en relación al promedio.
- Es consistente: Trata de igual manera a dos solicitudes idénticas.
- Es explícito: Se puede conocer y explicar el proceso exacto utilizado para el pronóstico del riesgo.



- Considera una amplia gama de factores: Toma en cuenta muchas más características que el subjetivo; y de manera simultánea.
- Puede probarse antes de usarlo: Es posible probarlo con los préstamos vigentes para pronosticar el riesgo, y compararlo con el observado en la práctica hasta la fecha.
- Revela concesiones mutuas: Mejora la administración del riesgo al mostrar lo que el prestamista puede esperar como consecuencia de diferentes opciones de política.
- Revela las relaciones entre el riesgo y las características del prestatario, el préstamo y prestamista: Indica precisamente qué tan fuertes son estas relaciones.
- No requiere cambios en el proceso de evaluación actual en las etapas anteriores a la etapa de análisis del comité de crédito.
- Reduce el tiempo gastado en la gestión de cobranza.
- Se puede estimar el efecto de scoring en la rentabilidad
- Supera a la nota automática; asignada por cualquier tipo de sistema implementado.

Pero, también presenta varias desventajas; y quién no sea consciente de ellas corre el riesgo de un proyecto fracasado; por no utilizar ficha de calificación o peor aún utilizarla mal. Como el scoring es una herramienta poderosa, su mal uso puede ser muy perjudicial.

- Requiere de numerosos préstamos y muchos datos de cada préstamo.
- Requiere de un consultor; capaz de monitorear el sistema y hacer cambios sensibles.
- Depende de su integración con el sistema de información gerencial (SIG).
- Parece arreglar lo que no está defectuoso. El subjetivo es imprescindible para valorar elementos del riesgo no registrados o cuantificados en la base de datos.
- Puede denegar solicitudes, pero no puede aprobarlas o modificarlas: Todas las solicitudes actuales se comparan con las históricas; también aprobadas.
- Supone que el futuro será como el pasado.

### **2.2.11. Regresión Logística**

La regresión logística es un modelo lineal general, en el cual las variables respuesta  $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$  son independientes y  $Y_i \sim \text{Bernoulli}(\pi_i)$ .  $\pi_i$  se asume que está relacionado a  $x_i$  por:

$$\log\left(\frac{\pi_i}{1-\pi_i}\right) = \alpha + \beta X \quad \dots\dots\dots (1)$$

El lado izquierdo de la ecuación (1) es el logaritmo de las razones de probabilidad u odds para  $Y_i$ . El modelo asume que estos log-odds (o logit) son una función del predictor de  $x$ . El término  $\log\left(\frac{\pi}{1-\pi}\right)$  es el parámetro natural de esta familia exponencial, y en la ecuación (1), la función de enlace  $g(\pi) = \log\left(\frac{\pi}{1-\pi}\right)$  es usada. La ecuación (1) puede ser entendida como  $\pi_i = \frac{e^{\alpha + \beta X}}{1 + e^{\alpha + \beta X}}$ , de donde es posible ver a  $\pi_i$  como una probabilidad, naturalmente  $0 < \pi_i < 1$ .

Al igual que en un modelo de regresión lineal simple, cuando  $\beta$  es igual a cero, en un modelo de regresión logística, si  $\pi(-\alpha/\beta) = 1/2$ , no hay ninguna relación entre  $\pi$  y  $x$ . Por otro lado,  $\beta$  es el cambio en los log-odds correspondientes al incremento de una unidad en  $x$ .

En el contexto de los modelos de credit scoring se puede asociar  $\beta x_i$  a la calidad crediticia del individuo (variable latente o no observada), mientras que  $Y_i$  es definida mediante una variable binaria, donde será 1 si el cliente es identificado como malo o cero cuando sea clasificado como bueno. La calidad crediticia del individuo se supone como el resultado de una función lineal en sus parámetros y  $X$  contiene la información específica de los deudores. Las estimaciones de los parámetros se realizan mediante máxima verosimilitud y tras haberlas obtenido, la variable  $Y_i$  será el score o calificación crediticia del cliente, la cual representará la probabilidad de incumplimiento del mismo.

## 2.2.12. Modelo Logit

Para enfrentar el problema del MLP de que la probabilidad estimada no se encuentre acotada necesariamente entre 0 y 1, surge como modelo alternativo el Logit, cuya función de distribución acumulativa (FDA) (logística) es:

$$P_i = E\left(y_i = \frac{1}{x_i}\right) = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + \sum b_j x_{ij})}} = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} = \frac{e^{Z_i}}{1 + e^{Z_i}}$$

Donde:  $Z_i = b_0 + \sum b_j x_{ij}$

El punto de partida de esta función es un modelo de regresión como el siguiente:

$$y^*_i = b_0 + \sum b_j x_{ij} + u_i$$

Donde  $y^*_i$  es una variable no observable directamente o “variable latente”, que en el contexto de los modelos de credit scoring puede definirse como la “propensión a incumplir con el pago” por parte de los clientes.

### 2.2.13. Modelo Probit

Similar al caso del modelo Logit, el Probit es otro modelo que garantiza que las probabilidades estimadas se encuentren en el rango de 0 a 1. Este modelo se basa en la distribución normal, por lo cual su FDA (normal estandarizada) es:

$$P_i = P_r(y_i = 1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{Z_i} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$

Donde:

$$Z_i = b_0 + \sum_{j=1}^k b_j x_{ij}$$

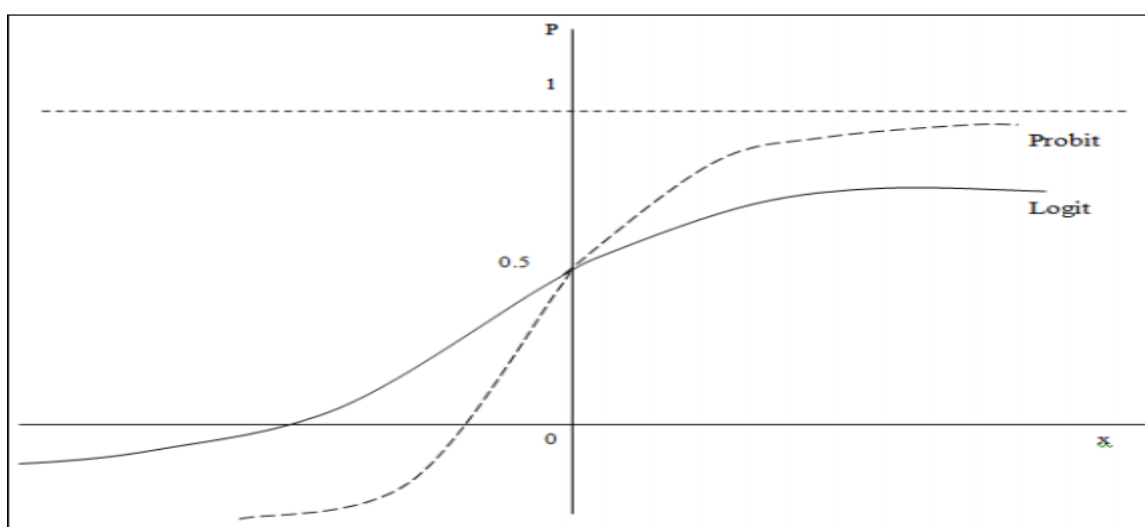
$$t = \frac{Z_i - u_z}{r} \sim N(0,1)$$

Variable Normal Estandarizada

$$t = Z_i, \text{ dado que } u_z = 0 \text{ y } r = 1$$

Los modelos Logit y Probit son bastante comparables entre sí, siendo una de las principales diferencias que la función de distribución acumulativa (FDA) logística es ligeramente más plana, es decir, se acerca a los ejes en forma más lenta que la FDA normal, como se puede apreciar en el Gráfico 2.5 a continuación:

**Gráfico 2. 4. Modelo Logit vs Modelo Probit**



Elaboración: Propia

En general, las estimaciones con ambos modelos se asemejan, a no ser que se tengan numerosas observaciones en las colas, donde, como se aprecia en el gráfico anterior, los resultados tienden a discrepar. La menor complejidad matemática del Logit lo hace preferible, con frecuencia, al Probit, pero la existencia de paquetes de computador o software que permiten estimar fácilmente ambos modelos, hace menos crucial dicha ventaja.

## 2.3. GLOSARIO DE TÉRMINOS BÁSICOS

### 2.3.1. Pérdida Esperada (PE)

Es la pérdida media por ciclo económico, que se deriva del riesgo de crédito que sufre un préstamo o cartera de créditos; en otras palabras, la pérdida esperada en una

operación, o en una cartera es la esperanza matemática de un posible desastre económico de una de las partes contratantes. En otras palabras, es la pérdida que se encuentra asociada a la marcha regular del negocio, resulta de multiplicar la probabilidad de incumplimiento (PD), por la pérdida dado el incumplimiento (LGD), por la exposición ante el incumplimiento (EAD)

#### **2.3.1.1. Probabilidad de Incumplimiento (PD)**

Esta probabilidad valora la posibilidad de que una operación crediticia tenga un evento adverso, es decir, que una de las partes (Deudor) incumpla con sus obligaciones, considerándosele a este evento como Default o incumplimiento.

#### **2.3.1.2. Exposición ante el Incumplimiento (EAD)**

Es la mejor estimación de la exposición cuando ocurra el evento de incumplimiento. Esta definición concierne tanto a las posiciones directas como a las contingentes.

#### **2.3.1.3. Pérdida dado el Incumplimiento (LGD)**

Estimación del porcentaje de la exposición ante el incumplimiento que no será recuperado producido el evento de incumplimiento. Es la pérdida económica tomando en consideración todos los factores relevantes, incluyendo efectos de descuentos importantes y costos directos e indirectos sustanciales relacionados con el cobro de la exposición.

#### **2.3.2. Pérdida No Esperada**

Es la máxima pérdida que enfrentaría la empresa dado un nivel de confianza estadístico asociado, descontada la pérdida esperada<sup>33</sup>.

---

<sup>33</sup> Según subcapítulo I, del subcapítulo III establecido en la Resolución SBS N° 14354-2009.

### 2.3.3. Credit Scoring

Hand, D., & Henley, W. (1997), sostenían que un modelo Credit Scoring, se puede definir como un método estadístico que facilita la clasificación de los sujetos de crédito o de los deudores ya suscritos a la entidad, según su perfil de riesgo, entre buenos y malos.

### 2.3.4. Medición de la Bondad de Ajuste.

John, H., & Forrest, D. (1984), sostienen que el “uso del coeficiente de determinación como estadístico resumen debe evitarse en modelos con variable dependiente cualitativa”. Al respecto, Gujarati (1998), ilustra con mucha claridad en el caso del modelo lineal de probabilidad los problemas del  $R^2$  como medida de bondad de ajuste. Es por esto que, en el contexto de los modelos de elección discreta, se han ideado otros estadísticos y tests alternativos.

#### 2.3.4.1. El $R^2$ de McFadden.

El estadístico, sugerido por Greene (1995), como un criterio mínimo de bondad de ajuste, es el “Índice de Cociente de Verosimilitud (ICV)” o “ $R^2$  de McFadden”:

$$ICV = R^2_{McFadden} = 1 - \frac{\ln L}{\ln L_0}$$

Donde:

$L$  = función de verosimilitud estimada (sin restricciones).

$L_0$  = función de verosimilitud restringida (con la restricción de que todos los coeficientes dependientes son ceros y sólo existe el coeficiente de constante).

Éste índice estará siempre entre 0 y 1. En términos intuitivos, si  $L$  no aporta nada respecto de  $L_0$ , entonces  $\ln L = \ln L_0$  y, en consecuencia, el ICV será 0. Por el contrario, en el caso de un ajuste perfecto, en palabras de Greene, “si  $P_i$  fuese siempre 1 cuando  $Y$  es igual

1 y 0 cuando Y es igual 0, entonces  $\ln L$  sería igual a 0 (el logaritmo de 1) y por tanto, ICV sería igual a 1<sup>34</sup>. En la práctica, un valor aceptable de R2 de McFadden se sitúa entre 0.2 y 0.6.

## **2.4. HIPÓTESIS**

### **2.4.1. Hipótesis general**

El atraso promedio, los ingresos, la tasa efectiva mensual (TEM), el valor de la cobertura en garantía, la edad, el saldo capital, el número de cuotas, el monto desembolsado y el número de créditos vigentes, permiten calcular eficientemente las pérdidas esperadas y no esperadas, para la CMAC PAITA S.A, a partir de un modelo credit scoring.

### **2.4.2. Hipótesis específicas**

- Las variables financieras incluidas en el modelo credit scoring, generan una mayor probabilidad de incumplimiento en la cartera crediticia de la CMAC PAITA S.A.
- La mayor probabilidad de incumplimiento se ubica en el sector PYME, por lo cual, en este segmento la pérdida esperada e inesperada es creciente.
- La aplicación del modelo credit scoring permite alinear los niveles de pérdidas esperadas con el volumen de provisiones de la cartera crediticia de la CMAC PAITA S.A.
- Si el sector PYME presenta el mayor volumen de pérdidas inesperadas, entonces, el nivel de capital es mayor en este segmento.

---

<sup>34</sup> Maddala (1996) enuncia una serie de indicadores de bondad de ajuste para el caso de modelos de elección discreta: R2 (correlación entre Y y  $\hat{Y}$  al cuadrado), R2 de Efron, la pseudo R2 de Cragg y Uhler y la R2 de McFadden.

## **CAPÍTULO III**

### **MARCO METODOLÓGICO**

#### **3.1. ENFOQUE Y DISEÑO**

En la presente investigación se empleó un enfoque metodológico cuantitativo. Asimismo, se empleó un diseño de investigación No Experimental de tipo corte transversal, ya que los datos se recolectaron en un solo momento, en un tiempo único, y su propósito es aplicar un modelo econométrico de credit scoring que permita describir variables relacionadas al estudio. Finalmente, se empleará la fórmula de pérdidas esperadas e inesperadas planteadas en Basilea III:

- Pérdidas Esperadas = Probabilidad de Incumplimiento \* Severidad \* Exposición
- Pérdidas Inesperadas = (Probabilidad de Incumplimiento\*(1-Probabilidad de Incumplimiento))<sup>1/2</sup> \* Severidad \* Exposición

#### **3.2. SUJETOS DE INVESTIGACIÓN**

El ámbito de estudio es la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de PAITA S.A y, la unidad de análisis son los clientes que al cierre del año 2017 mantenían un crédito con esta entidad microfinanciera. En este caso, se ha considerado la evaluación crediticia de cada cliente que se refleja en los expedientes manipulados por los analistas crediticios. Se trabajó con la base de datos crediticia 2017, otorgada por el área de sistemas y soporte de la CMAC PAITA S.A.

En la presente investigación se pretende identificar los factores que explican el comportamiento del deudor financiero, es decir, tomar aquellas variables que permiten estructurar correctamente el modelo credit scoring para la CMAC PAITA S.A.



### **3.3. ALCANCES Y LIMITACIONES DE LA INVESTIGACIÓN**

#### **3.3.1. Alcances**

Los modelos de regresión, ya sea logit, probit y gombit, permiten calcular la probabilidad que tiene un cliente para pertenecer a uno de los grupos establecidos a priori (no pagador o buen pagador). La clasificación se realiza de acuerdo con el comportamiento de una serie de variables independientes de cada observación o individuo.

La principal ventaja del modelo radica en que no es necesario plantear hipótesis de partida, como por ejemplo la normalidad de la distribución de las variables, mejorando el tratamiento de las variables cualitativas o categóricas. De este modo dicho modelo presenta la ventaja de medir la probabilidad de incumplimiento al mantener la variable explicada siempre dentro de un rango de variación entre cero y uno.

La metodología empleada en la presente investigación ha permitido determinar las variables que explican eficientemente el comportamiento del deudor financiero en la CMAC PAITA S.A en el 2017, a partir del cual se han formulado implicancias de política económica.

En cuanto al desarrollo de la presente investigación, esta puede servir como modelo guía para así estudiar otras realidades financieras a nivel nacional y/o regional, siendo importante, ya que permitiría implementar políticas microfinancieras donde se podría mitigar el riesgo crediticio.

#### **3.3.2. Limitaciones**

La presente investigación se enfocó en el análisis de los créditos consumo (revolvente y no revolvente), microempresa y pequeña empresa, en ese sentido, el estudio se ha limitado exclusivamente a las variables vinculadas con estas carteras.

Asimismo, se han restringido los créditos pignoraticios, dado que, su estructura de otorgamiento no es congruente con el diferencial de la cartera, donde para el desembolso es necesario únicamente la garantía de joya. El mismo criterio se ha ejecutado con los créditos de Mediana Empresa, es decir, se han restringido del grupo de análisis por su amplio deterioro en la cartera (alta morosidad y excesiva provisión)<sup>35</sup>.

Con respecto a la revisión de la literatura, se han identificado diversos métodos econométricos para la determinación de un modelo credit scoring que permita determinar las pérdidas esperadas y no esperadas. En ese sentido, la presente investigación se ha limitado al método logit y probit, es decir, en la aplicación de una metodología de regresión logística, todo ello apoyado en la aplicación del paquete estadístico STATA 14.0, para finalmente calcular las pérdidas esperadas y no esperadas, apoyados en los parámetros encontrados y/seleccionados.

### **3.4. MODELO TEÓRICO**

Se pretende analizar la sinceridad de los datos contenidos en la evaluación crediticia de cada otorgamiento financiero realizado por CMAC PAITA S.A hasta el 2017, esto se fundamenta en la necesidad de agrupar la data por grupo crediticio, es decir, en CONSUMO y EMPRESAS (Microempresas, Pequeñas empresas). El modelo teórico que se desarrollará es el modelo logit, en base a los trabajos de Moreno Valencia (2013), Henao Jassan (2013), Sotomayor Ruiz (2015), y Pantoja Vílchez (2016).

Por lo tanto, en la presente investigación se empleó el análisis econométrico, el cual consistió en estimar un modelo logit, el cual nos permitió identificar las relaciones y las principales variables (significativas) que determinaron el default en la cartera de consumo y empresas para la CMAC PAITA S.A durante el 2017. El modelo logit es empleado cuando

---

<sup>35</sup> Esta determinación se ha fundamentado en la verificación previa de la cartera, así como, en el apoyo y orientación del gerente de riesgos, que ha definido a la cartera de mediana empresa, como un problema de corto y mediano plazo, ya que a la fecha se han restringido los desembolsos en esta cartera, todo ello, según el manual de riesgos crediticio, el manual de sobreendeudamiento, y todas las políticas de otorgamiento que a la fecha mantiene la CMAC PAITA S.A.

se desea comparar un grupo de variables independientes con una variable dependiente no métrica (dicotómica).

Como lo establecen Gujarati (2010), tanto los modelos logit, como probit son muy semejantes y tienen como principal diferencia, el ancho de las colas de su función de distribución. La distribución logística tiene una cola más ancha que la probabilística (probit), es por ello, que en la función logística (modelo logit) la probabilidad de aceptación de la hipótesis es mucho mayor; además, el modelo logit permite una interpretación más sencilla del parámetro estimado.

Asimismo, se eligió el modelo logit, porque es útil para los casos en los que se desea determinar la probabilidad de ocurrencia de un suceso (1: mal pagador, y 0: buen pagador), según los valores de un conjunto de variables predictoras. Además, la mayoría de las evidencias respaldan el uso de este modelo para analizar los determinantes del mal comportamiento crediticio en los deudores de la CMAC PAITA S.A. Es por ello, que se ha elegido el modelo logit para analizar los determinantes del default.

### 3.4.1. Modelo funcional

$$Default_i = f(V.Financieras_i, V.Socioeconomicas_i, V.Comerciales_i, V.CMAC - SBS_i)$$

Donde:

$Default_i$  = Probabilidad de ser buen pagador, o mal pagador (0=Buen pagador, 1=Mal pagador)

$V.Financieras_i$  = Saldo capital, saldo refinanciado, patrimonio, costos, activos, etc.

$V.Socioeconomicas_i$  = Sexo, estado civil, edad, nivel de educación, etc.

$V.Comerciales_i$  = Régimen tributario, tipo de establecimiento, etc.

$V. (CMAC - SBS)_i$  = Agencia, clientes, producto cmac, número de cuotas, etc.

### 3.4.2. Modelo econométrico logit

El modelo logit está especificado de la siguiente forma:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}}$$

$$Z_i = \alpha + \beta_1 V.Financieras_i + \beta_2 V.Socioeconomicas_i + \beta_3 V.Comerciales_i + \beta_4 (V.CMAC, SBS_i) + u_i$$

Donde  $u_i$ , es el término de error estocástico y  $\beta$  es un vector columna de los parámetros a ser estimados. Asumiendo que la distribución acumulada de  $u_i$  es logística, entonces se utiliza la siguiente función logística:

$$\frac{p_i}{1 - p_i} = e^{Z_i}$$

$$\log\left(\frac{p_i}{1 - p_i}\right) = \alpha + \beta_1 V.Financieras_i + \beta_2 V.Socioeconomicas_i + \beta_3 V.Comerciales_i + \beta_4 (V.CMAC, SBS_i) + u_i$$

La ecuación linealizada expresa al logaritmo de la razón de probabilidad de ser pobre. En la regresión, la variable dependiente es discreta y toma los valores: 0 (Buen pagador) y 1 (Mal pagador); y las variables independientes o explicativas son cuantitativas y/o cualitativas. Ante esto, se espera que los parámetros tengan los siguientes signos esperados:

**Cuadro 3. 1. Signo Esperado**

VARIABLE	EXPLICATIVAS	SIGNO	EXPLICATIVAS	SIGNO
VARIABLES FINANCIERAS	TEM	+	HERRAMIENTAS Y OTROS	-
	TEA	+	TOTAL ACTIVO NO CORRIENTE	-
	VENTAS TOTALES	-	BANCOS DEUDAS FINANCIERAS _PC	+
	COSTOS VENTAS	+	PROVEEDORES	-
	GASTOS NEGOCIO	+	OTRAS CUENTAS POR PAGAR_PC	+
	GASTOS FINANCIEROS	+	TOTAL PASIVO CORRIENTE	+
	OTROS INGRESOS SECUNDARIOS	-	BANCOS DEUDAS FINANCIERAS _LP	+
	INGRESO BOLETAS DE PAGO	-	CUENTAS POR PAGAR RELACIONADAS	+
	UTILIDAD DISPONIBLE	-	OTRAS CUENTAS POR PAGAR _LP	+
	CAJA	-	TOTAL PASIVO NO CORRIENTE	+
	BANCOS	-	PATRIMONIO	-
	OTRAS CUENTAS POR COBRAR	+	RATIO DE LIQUIDEZ	-
	MERCADERIA	-	SALDO CAPITAL	+
	PRODUCTOS EN PROCESO	-	SALDO REFINANCIADO	+
	EXISTENCIAS POR RECIBIR	-	SALDO CAPITAL REPROGRAMADO	+
	MATERIAS PRIMAS	-	SALDO CAPITAL LIBRE AMORTIZACIÓN	+
	TOTAL ACTIVO CORRIENTE	-	MONTO DESEMBOLSADO	+
	INMUEBLES, MAQUINARIA, EQUIPO	-	RATIO CUOTA EXCEDENTE	+

Elaboración: Propia

**Cuadro 3 2. Signo Esperado**

VARIABLE	EXPLICATIVAS	SIGNO
VARIABLES COMERCIALES	REGIMEN TRIBUTARIO	-
	EXPERIENCIA EN SECTOR NEGOCIOS	-
	TIPO DE ESTABLECIMIENTO	-
	ANTIGÜEDAD MESES	+
VARIABLES DE CMAC-SBS	AGENCIA	+
	CLIENTES	+
	PRODUCTO CMAC	+
	SECTOR ECONOMICO	+
	PRODUCTO SBS	+
	DESTINO DEL CREDITO	-
	NEGOCIOS CERCANOS	-
	ATRASO PROMEDIO	+
	MAXIMO ATRASO	+
	NUMERO DE CREDITOS VIGENTES	-
	NUMERO DE CUOTAS	+
	NUMERO DE CUOTAS ATRASADAS	+
	TIPO DE GARANTIA	-
	VALOR COBERTURA GARANTIA	-
	MONTO DEL ULTIMO CREDITO	+
	NUMERO DE CUOTAS ULTIMO CREDITO	+
	CALIFICACION CONYUGUE	-
	CREDITOS VIGENTES	+

VARIABLE	EXPLICATIVAS	SIGNO
VARIABLES SOCIOECONOMICAS	SEXO	+
	ESTADO CIVIL	-
	ESTADO CIVIL CONYUGUE	+
	CARGA FAMILIAR	+
	NIVEL DE EDUCACION	-
	PROFESION_OCUPACIÓN	-
	MATERIAL VIVIENDA	-
	TIPO VIVIENDA	-
	EDAD	+
	GASTOS FAMILIARES	+
	GRADO DE INSTRUCCION CONYUGUE	-

Elaboración: Propia

### 3.4.3. Parámetros

Para la estimación del modelo logit, se utiliza el programa Stata 14.0. En la estimación se espera que los parámetros tengan los siguientes resultados:

$\alpha_0$ : Parámetro Autónomo.

$\alpha_1 > 0$ : Representa la sensibilidad en la probabilidad de entrar en incumplimiento ante cambio de la variable **Agencia**. Su signo se espera sea positivo. Las agencias presentan un alto nivel de morosidad, por lo tanto, una nueva colocación aumenta la probabilidad de entrar en default.

$\alpha_2 > 0$ : Representa la sensibilidad en la probabilidad de entrar en incumplimiento ante cambio de la variable **Sexo**. Su signo se espera sea positivo. En la data se observa un fuerte incumplimiento en los hombres, por lo tanto, a mayor otorgamiento financiero a los hombres, mayor es la probabilidad de incumplimiento crediticio.

$\alpha_3 < 0$ : Representa la sensibilidad en la probabilidad de entrar en incumplimiento ante cambio de la variable **Estado Civil**. Su signo se espera sea negativo. Si el cliente es soltero, se espera una menor probabilidad default.

$\alpha_4 > 0$ : Representa la sensibilidad en la probabilidad de entrar en incumplimiento ante cambio de la variable **Carga Familiar**. Su signo se espera sea positivo. Si el cliente tiene una mayor carga familiar, se espera que mayor sea la probabilidad de que entre en incumplimiento.

$\alpha_5 < 0$ : Representa la sensibilidad en la probabilidad de entrar en incumplimiento ante cambio de la variable **Nivel Educativo**. Su signo se espera sea negativo. Si el cliente tiene un mayor grado académico, se espera que menor sea la probabilidad de que entre en incumplimiento.

$\alpha_6 < 0$ : Representa la sensibilidad en la probabilidad de entrar en incumplimiento ante cambio de la variable **Material Vivienda**. Su signo se espera sea negativo. Si el cliente es poseedor de una vivienda de alto valor, se espera que menor sea la probabilidad de que entre en incumplimiento.

$\alpha_7 > 0$ : Representa la sensibilidad en la probabilidad de entrar en incumplimiento ante cambio de la variable **Créditos Vigentes**. Su signo se espera sea positivo. Si el cliente posee un mayor número de créditos directos e indirectos, se espera que mayor sea la probabilidad de que entre en incumplimiento.

$\alpha_8 > 0$ : Representa la sensibilidad en la probabilidad de entrar en incumplimiento ante cambio de la variable **Cuotas Atrasadas**. Su signo se espera sea positivo. Si el cliente presenta un mayor número de cuotas atrasadas, se espera que mayor sea la probabilidad de que entre en incumplimiento.

$\alpha_9 > 0$ : Representa la sensibilidad en la probabilidad de entrar en incumplimiento ante cambio de la variable **Edad**. Su signo se espera sea positivo. A mayor edad en el deudor financiero, se espera que mayor sea la probabilidad de que entre en incumplimiento.

$\alpha_{10} < 0$ : Representa la sensibilidad en la probabilidad de entrar en incumplimiento ante cambio de la variable **Tipo de Garantía**. Su signo se espera sea negativo. Si

el cliente presenta una mayor garantía, se espera que menor sea la probabilidad de que entre en incumplimiento.

$\alpha_{11} > 0$ : Representa la sensibilidad en la probabilidad de entrar en incumplimiento ante cambio de la variable **TEM**. Su signo se espera sea positivo. Si al cliente se le otorga una mayor tasa efectiva mensual, se espera que mayor sea la probabilidad de que entre en incumplimiento.

Nota: El signo de todas las variables se puede verificar en los cuadros 3.1 y 3.2.



**Cuadro 3. 3. Operacionalización de Variables**

<b>Variable</b>	<b>Descripción</b>	<b>Unidad de Medida</b>	<b>Fuente</b>	<b>Categorización</b>
<b>Variable Dependiente</b>				
Default	Probabilidad de Incumplimiento	Días de atraso (Clasificación crediticia)	CMAC PAITA S.A	0 = Clientes que pagaron (< 8 días), 1 = Clientes que incumplieron (>8 días)
<b>Variables Explicativas</b>				
Tem	Tasa efectiva mensual.	Porcentaje	CMAC PAITA S.A	
Tea	Tasa efectiva anual.	Porcentaje	CMAC PAITA S.A	
Ventas Totales	Ventas totales.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Costos Totales	Costo de ventas Totales.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Gastos Negocio	Alquileres, servicios, etc.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Gastos Financieros	Intereses.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Ingreso Boletas de Pago	Ingresos por trabajos independientes.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Utilidad Disponible	Utilidad después de deducciones.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Caja	Dinero disponible en el día.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Otras Cuentas por Cobrar	Otros ingresos provenientes de la actividad económica.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Mercadería	Valor monetario de la mercadería al momento de la transacción.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Productos en Proceso	Número de bienes en proceso productivo.	Unidades	CMAC PAITA S.A	
Existencias por Recibir	Número de mercadería que está pendiente por ingresar.	Unidades	CMAC PAITA S.A	
Materias Primas	Número de Insumos.	Unidades	CMAC PAITA S.A	
Total Activo Corriente	Valor de bienes y derechos que posee el prestatario.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Inmuebles, Maquinaria, Equipo	Valor monetario activos fijos y muebles.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Total Activo No Corriente	Total activo no corriente.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Bancos Deudas Financieras	Valor de las deudas con entidades financieras (corto plazo).	Soles	CMAC PAITA S.A	
Total Pasivo Corriente	Total pasivo corriente.	Soles	CMAC PAITA S.A	

Variable	Descripción	Unidad de Medida	Fuente	Categorización
Bancos Deudas Financieras _LP	Valor de las deudas con entidades financieras (largo plazo).	Soles	CMAC PAITA S.A	
Total Pasivo No Corriente	Total pasivo no corriente.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Patrimonio	Valor patrimonial.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Ratio de Liquidez	Liquidez = Capacidad Pago / Total Activo.	Porcentaje	CMAC PAITA S.A	
Saldo Capital	Deuda al cierre de cada periodo de estimación.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Saldo Refinanciado	Saldo con cuotas reestructuradas.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Saldo Reprogramado	Saldo con cuotas diferidas por eventos adversos.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Saldo Libre Amortización	Saldo de créditos de libre disposición.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Monto Desembolsado	Valor monetario del desembolso.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Régimen Tributario	Régimen tributario empresarial.	Orden del impuesto a la renta.	CMAC PAITA S.A	0 = RUS , 1 = RER, GENERAL, Sin régimen.
Experiencia en Sector Negocios	Meses de experiencia en el sector.	Meses	CMAC PAITA S.A	
Tipo de Establecimiento	Lugar donde desarrolla sus actividades.	Establecimiento	CMAC PAITA S.A	0 = Mercado, 1 = Casa propia, galería, otros.
Antigüedad	Tiempo (meses) del prestatario como cliente al momento que se le otorgó el crédito.	Meses	CMAC PAITA S.A	
Agencia	Región o provincia donde se otorgan las colocaciones.	Lugar de actividad	CMAC PAITA S.A	0 = Otras oficinas, 1 = Oficina principal.
Clientes	Número de clientes al cierre del periodo de análisis.	Clientes	CMAC PAITA S.A	
Producto CMAC	Modalidades crediticias, propias de la institución.	Orden crediticio de la CMAC PAITA S.A.	CMAC PAITA S.A	0 = administrativos, 1 = personal, 2 = consumo pesca, 3 = convenio consumo
Sector Económico	Sector donde se ubica la actividad productiva.	Sectores	CMAC PAITA S.A	0 = agricultura, 1 = agropecuario, 2 = comercio, 3 = consumo, 4 = ganadería, 5 = pesquero, 6 = producción, 7 = servicio, 8 = otros.
Producto SBS	Producto según categoría empresarial.	Categoría empresarial	CMAC PAITA S.A	0 = Microempresa, 1 = pequeña empresa.
Destino del Crédito	Capital de trabajo, Activo Fijo, Consumo, mixto.	Asignación del crédito	CMAC PAITA S.A	0= activo Fijo, 1= capital de trabajo, 2= Mixto
Negocios Cercanos	Distancia entre sus locales administrados.	Grado de acuerdo	CMAC PAITA S.A	0 = Si, 1 = No
Atraso Promedio	Promedio (días) de la morosidad del cliente.	Promedio	CMAC PAITA S.A	
Máximo Atraso	Máximo número de días en morosidad.	Promedio	CMAC PAITA S.A	

Variable	Descripción	Unidad de Medida	Fuente	Categorización
Número de Créditos	Créditos concedidos con anterioridad, o créditos vigentes.	Número de créditos	CMAC PAITA S.A	
Número de Cuotas	Número total de cuotas pagadas en historial de crédito.	Número de cuotas	CMAC PAITA S.A	
Numero de Cuotas Atrasadas	Número de cuotas incurridas en morosidad.	Número de cuotas	CMAC PAITA S.A	
Tipo de Garantía	Tipo de garantía aportada por el cliente.	Grado de cobertura	CMAC PAITA S.A	0 = preferidas, 1 = no preferidas, 2 = no tiene garantía
Valor Cobertura Garantía	Fracción del préstamo que cubre la garantía.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Monto del Último Crédito	Valor monetario del último préstamo realizado.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Número de Cuotas Ultimo Crédito	Cuotas del último préstamo.	Número de cuotas	CMAC PAITA S.A	
Sexo	Género del prestatario.	Clasificación	CMAC PAITA S.A	0= Mujer, 1= Hombre.
Estado Civil	Estado Civil del prestatario.	Condición civil	CMAC PAITA S.A	0 = Otros estados, 1 = Soltero.
Estado Civil Cónyugue	Estado civil de la pareja.	Condición civil	CMAC PAITA S.A	0 = Otros estados, 1 = Soltero..
Carga Familiar	Número de personas que dependen económicamente del prestatario.	Personas	CMAC PAITA S.A	
Nivel de Educación	Grado de instrucción del prestatario.	Clasificación educativa	CMAC PAITA S.A	0 = Sin Instrucción, 1 = Primaria, 2 = Secundaria, 3 = Técnico, 4 = Superior, 5 = Maestría/Doctorado
Profesión	Estudios superiores.	Clasificación de estudios	CMAC PAITA S.A	0 = Mano de obra no calificada, 1 = Mano de obra calificada.
Material Vivienda	Material de construcción.	Clasificación vivienda	CMAC PAITA S.A	0 = Adobe - rustico, 1 = Material noble.
Tipo Vivienda	Propiedad del prestatario sobre la vivienda.	Clasificación en propiedad de vivienda	CMAC PAITA S.A	0 = Alquilado, 1 = Propio.
Edad	Edad en el momento de la solicitud del crédito.	Años	CMAC PAITA S.A	
Gastos Familiares	Gastos familiares mensuales del prestatario.	Soles	CMAC PAITA S.A	
Grado de Instrucción Cónyugue	Nivel educativo de la pareja.	Clasificación educativa	CMAC PAITA S.A	0 = Con instrucción, 1 = sin instrucción.

Elaboración: Propia

### **3.5. EVALUACIÓN DEL MODELO**

#### **3.5.1. Evaluación económica**

En la evaluación económica se analiza el signo de los parámetros encontrados, es decir, se evalúa si se cumple con lo esperado en la relación de variables.

#### **3.5.2. Evaluación estadística**

Se examina la significancia de los parámetros hallados, la significancia global y el ajuste del modelo (Rosales, 2013). Para el caso de la significancia individual se emplea el test de Wald. La significancia global se contrasta con la prueba Chi2 un estadístico  $LR = -2(\ln L_R - \ln L_{NR})$ , donde  $L_{NR}$  es el logaritmo de la función de verosimilitud del modelo estimado y  $L_R$  es la función del modelo restringido, para una hipótesis nula donde los parámetros son no significativos. Las pruebas de ajuste son las siguientes:

##### **3.5.2.1. R2 de Mc Fadden**

Conocido como el índice cociente de verosimilitud. Se define como la razón entre el logaritmo de la función de verosimilitud del modelo estimado ( $L_{NR}$ ) y el de la función del modelo restringido, es decir estimado solo con la constante ( $L_R$ ). Si ambas funciones son iguales  $L_{NR} = L_R$  el  $R_{MF}^2$  será cero, mientras más cercano a 1 es mejor.

$$R_{MF}^2 = 1 - \frac{\ln L_{NR}}{\ln L_R}$$

##### **3.5.2.2. Pseudo R2 de Cox – Snell**

Medida que toma en cuenta el tamaño de la muestra

$$R_{CS}^2 = 1 - \exp\left(-\frac{2}{N}(\ln(L_{NR}) - \ln(L_R))\right)$$

### 3.5.3. Porcentaje de Predicciones Correctas:

Una forma sencilla de valorar el ajuste de un modelo de elección binaria consiste en comparar las predicciones del modelo con las respuestas observadas en la muestra. Para cada observación se predice la probabilidad y se asigna la respuesta de ese elemento a valores  $\hat{Y}_i = 1$  o  $\hat{Y}_i = 0$ , según la probabilidad supere o no un determinado umbral. Normalmente, el criterio de asignación emplea como punto de corte una probabilidad de 0.5:

$\{K(Y_i = 1|X_i)\} \geq 0.5$ , entonces:  $\hat{Y}_i = 1$

$\{K(Y_i = 1|X_i)\} < 0.5$ , entonces:  $\hat{Y}_i = 0$

### 3.5.4. Evaluación econométrica

Finalmente en la evaluación econométrica se analiza si los supuestos del método econométrico empleado se satisfacen, es decir, se analizaron los test de normalidad y homocedasticidad. Asimismo, se calcularon los efectos marginales.

#### a) Contraste de Hosmer-Lemeshow

La idea del contraste es comparar las predicciones de las probabilidades con los datos observados.

#### b) Normalidad

De acuerdo con Gujarati y Porter (2010), los residuos en modelos de respuesta dicotómica no siguen una distribución normal.

#### c) Heterocedasticidad

Para la heterocedasticidad se utiliza el test de Levene-Barlett (L-B), donde la hipótesis nula es la existencia de homocedasticidad o varianzas iguales y la alterna lo indica contrario.

$$\text{Ratio} = \text{sd}(0)/\text{sd}(1)$$

$H_0$ : Ratio = 1,  $\text{sd}(0) = \text{sd}(1)$  El modelo presenta homocedasticidad.

$H_1$ : Ratio < 1 ó ratio > 1,  $\text{sd}(0) \neq \text{sd}(1)$  El modelo presenta heterocedasticidad.

#### d) **La curva ROC**

La curva ROC es una gráfica de la sensibilidad, es decir, grafica el número de casos positivos correctamente clasificados (predichos en el modelo) contra el número de casos que fueron clasificados incorrectamente como casos, así como la clasificación del entrecruzamiento.

#### e) **Cálculo de los efectos marginales**

Según Rosales (2013), para calcular los efectos marginales se emplea una formula general aplicable en cualquier tipo de distribución:

$$\frac{\partial E[y_i/x_i]}{\partial x_{ki}} = \frac{\partial F(x_i'\beta)}{\partial (x_i'\beta)} \beta_k = f(x_i'\beta) \beta_k$$

### 3.6. **Estimación de Pérdidas Esperadas y no Esperadas**

Según la SBS y AFP's, para la estimación se utiliza la normativa metodológica propuesta por BASILEA III:

**Pérdida Esperada** = Probabilidad de incumplimiento (PD) \* Exposición dado el incumplimiento (EAD) \* perdida dado el incumplimiento (LGD).

$$\text{Probabilidad de Incumplimiento} = \frac{1}{1+e^{-Z_i}} \quad , \quad \text{Donde: } Z_i = b_0 + \sum b_j x_{ij}$$

$$\text{Pérdida No Esperada} = (\sqrt{PD(1 - PD)}) * EAD * LGD$$

### 3.7. TÉCNICAS E INSTRUMENTOS

En la presente investigación, la información se ha obtenido de fuentes secundarias, es decir, la data es solicitada al área de informática y desarrollo tecnológico de la CMAC PAITA S.A. Los inputs del modelo se establecerán en función a cada observación, comprendida durante en el año 2017. Para contrastar las hipótesis presentadas en la presente investigación, se hará uso del paquete de software estadístico STATA14.0, del cual se realizaron distintas evaluaciones, entre ellas: signos significancia individual, bondad de ajuste, Hosmer-Lemeshow, Normalidad, Heterocedasticidad, además se calcularon los Efectos Marginales.

## CAPÍTULO IV

### RESULTADOS Y DISCUSIÓN

#### 4.1. Construcción del modelo empresas

En el análisis Bivariable se tiene (Ver principales regresiones en anexo 02):

**Cuadro 4. 1. Análisis Bivariable**

VARIABLE	BETA	PROB	$R^2$ Mc FADDEN
Agencia	0.0754	0.333	0.0001
Sexo	-0.0898	0.022	0.0003
Estado Civil	0.3123	0.000	0.0031
Carga Familiar	-0.0169	0.317	0.0001
Nivel Educativo	0.0248	0.324	0.0001
Profesión - Ocupación	-0.0718	0.537	0.0000
Material de Vivienda	0.0827	0.052	0.0002
Tipo de Vivienda	-0.6235	0.000	0.0032
Producto CMAC	0.1971	0.000	0.0042
Sector Económico	0.0620	0.000	0.0028
Producto SBS	0.0926	0.102	0.0002
Meses de negocio	0.2618	0.000	0.2872
Crédito Vigente	-0.6746	0.000	0.0077
Destino de Crédito	0.4492	0.000	0.0055
Numero de cuotas	0.0099	0.000	0.0014
Atraso promedio	0.3023	0.000	0.6895
Máximo atraso	0.1231	0.000	0.6836
Saldo capital	-0.00004	0.000	0.0091
Saldo capital reprogramado	-0.0002	0.000	0.0043
Saldo capital LA	-0.00006	0.000	0.0065
Edad	0.0049	0.002	0.0006
Calificación conyugue	0.4763	0.000	0.0340
Calificación SBS titular	1.8813	0.000	0.5780
Ratio cuota excedente <sup>36</sup>	0.0082	0.000	0.0071
Tipo de garantía	0.8689	0.000	0.0153
Cobertura de garantía	-0.00002	0.000	0.0026
Gastos familiares	0.0001	0.000	0.0012
Monto ultimo crédito	-0.00003	0.000	0.0045
Cuota ultimo crédito	-0.0225	0.000	0.0035
TEM	0.1543	0.000	0.0026
Ingresos secundarios	-0.00007	0.000	0.0011
Ingreso boletas de pago	-0.0001	0.050	0.0003

<sup>36</sup> Definido como la sumatoria de todas las cuotas que debe pagar el cliente durante el mes, entre el ingreso que percibe el deudor al momento del otorgamiento financiero.



VARIABLE	BETA	PROB	R <sup>2</sup> Mc FADDEN
Utilidad disponible	-0.00005	0.000	0.0045
Caja	-0.00002	0.005	0.0006
Bancos	-0.00004	0.042	0.0004
Productos procesados	-0.00001	0.024	0.0004
Ratio de Liquidez	-0.00003	0.000	0.0021
Experiencia en el sector	-0.0161	0.000	0.0011
Tipo de establecimiento	0.0427	0.008	0.0004

Elaboración: Propia

#### 4.1.1. Variables Seleccionadas:

Atraso promedio, máximo atraso, calificación SBS titular, antigüedad en el negocio (meses de negocio), calificación conyugue, tipo de garantía, crédito vigente, saldo capital, ratio cuota excedente, saldo capital LA.

#### 4.1.2. Análisis Correlacional

**Cuadro 4. 2. Análisis Correlacional**

Variable	Atrás_prom	Max_atras	Calif_SBS_tit	Antig_mes	Calif_cony	Tip_gar	Cred_vig	Sal_cap	Sal_cap_LA	Rat_cuo_exc
Atrás_prom	1.00									
Max_atras	0.88	1.00								
Calif_SBS_tit	0.73	0.81	1.00							
Antig_mes	0.47	0.59	0.60	1.00						
Calif_cony	0.17	0.21	0.23	0.23	1.00					
Tip_gar	0.08	0.11	0.12	0.30	0.07	1.00				
Cred_vig	-0.05	-0.07	-0.07	-0.07	0.01	-0.21	1.00			
Sal_cap	-0.03	-0.05	-0.06	-0.01	0.03	0.21	0.06	1.00		
Sal_cap_LA	-0.01	-0.05	-0.05	-0.14	-0.02	-0.11	0.06	0.37	1.00	
Rat_cuo_exc	-0.00	0.05	0.09	0.20	0.07	0.19	-0.09	-0.07	-0.38	1.00

Elaboración: Propia

#### Coefficiente de correlación mayor a 0.5:

- Coef. Correl (Atraso Promedio, máximo atraso) = 0.8775
- Coef. Correl (Atraso Promedio, calificación SBS titular) = 0.7251

- c. Coef. Correl (Máximo Atraso, calificación SBS titular) = 0.8071
- d. Coef. Correl (Máximo atraso, antigüedad meses) = 0.5877
- e. Coef. Correl (calificación SBS titular, antigüedad meses) = 0.6041

Se eliminan (Ver regresiones Bivariadas Anexo 02):

- En 1, se elimina **Máximo atraso**, dado que, tiene menor  $R^2$ (Mc Fadden).
- En 2, se elimina **Calificación SBS titular**, dado que, tiene menor  $R^2$ (Mc Fadden).
- En 3, se elimina **Calificación SBS titular**, dado que, tiene menor  $R^2$ (Mc Fadden).
- En 4, se elimina **Antigüedad meses**, dado que, tiene menor  $R^2$ (Mc Fadden).
- En 5, se elimina **Antigüedad meses**, dado que, tiene menor  $R^2$ (Mc Fadden).

#### 4.1.3. Modelo Multivariable

**Cuadro 4. 3. Modelo Multivariable**

Logistic regression			Number of obs = 17,000		
			LR chi2(7) = 11321.41		
			Prob > chi2 = 0.0000		
Log likelihood = -2510.022			Pseudo R2 = 0.6928		
default	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
atra_prom	.2955928	.0065128	45.39	0.000	.282828 .3083576
calif_cony	.3102718	.0448117	6.92	0.000	.2224426 .3981011
tip_garan	.5327319	.1424993	3.74	0.000	.2534385 .8120254
cred_vig	.2010433	.0861185	2.33	0.020	.032254 .3698325
sal_cap	-.0000113	4.33e-06	-2.62	0.009	-.0000198 -2.85e-06
rat_cuo_exce	.0053029	.0016187	3.28	0.001	.0021303 .0084755
sal_cap_la	.0000167	9.28e-06	1.80	0.072	-1.49e-06 .0000349
_cons	-5.081907	.1994482	-25.48	0.000	-5.472819 -4.690996

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

##### 4.1.3.1. Signo correcto de los coeficientes

Las variables que cumplen con el signo esperado son: Atraso promedio, crédito vigente, ratio cuota excedente, saldo capital LA; y las variables que no cumplen son: Calificación conyugue, tipo de garantía y saldo capital.

#### 4.1.3.2. Significancia estadística individual de los parámetros

Observando el p-valor, y tomando el 5% de confianza, las variables tomadas de forma individual son significativas estadísticamente, a excepción de la variable **saldo capital LA**, que presenta un p-valor de 0.072.

#### 4.1.3.3. Pseudo –R2 de Mcfadden (Índice de Cociente de Verosimilitud)

Pseudo –R2 de Mcfadden = 0.6928 (Ver cuadro 4.3)

Es un coeficiente de Bondad de ajuste Bueno.

#### 4.1.3.4. Pseudo R2 de Cox – Snell (Ver anexo 2.5)

$R_{CS}^2 = 1 - \exp\left(-\frac{2}{17000}(-2510.022 + 8170.728)\right) = 0.4862227$ , es un coeficiente de bondad bueno.

#### 4.1.3.5. Porcentaje de predicciones correctas (Ver anexo 2.6)

Sensitivity: El 78.39% de predicciones son correctas si el cliente es mal pagador.

Specificity: El 98.49% de predicciones son correctas si el deudor es buen pagador.

Correctly classified: El 94.75% de las predicciones totales son correctas.

#### 4.1.3.6. Contraste de Hosmer – Lemeshow

El resultado que se genera es que, con un p-valor de 0.000 (ver anexo 2.8) al 5% de confianza se rechaza la hipótesis nula, concluyendo que el modelo no se ajusta a los datos.

$H_0$ : El modelo se ajusta bien a los datos.

$H_1$ : El modelo no se ajusta bien a los datos.

#### 4.1.4. Normalidad

$H_0$ : El error se distribuye normalmente.

$H_1$ : El error no se distribuye normalmente.

Con un p-valor de 0.000, se acepta la hipótesis alternativa, por lo cual los residuos no se distribuyen normalmente. (Ver anexo 2.9)

#### 4.1.5. Heterocedasticidad

El test de Levene y Barlett nos dice que:

$H_0$ : Ratio = 1,  $sd(0) = sd(1)$

$H_1$ : Ratio < 1 ó ratio > 1,  $sd(0) \neq sd(1)$

Dada la  $Pr(F < f) = 0.0000$ , se acepta la hipótesis alternativa, por lo que el modelo presenta heterocedasticidad. (Ver anexo 2.11).

#### 4.1.6. Modelo con corrección de heterocedasticidad

**Cuadro 4. 4. Modelo Multivariable Corregido**

Logistic regression				Number of obs	=	17,000
				Wald chi2(7)	=	1451.94
				Prob > chi2	=	0.0000
Log pseudolikelihood = -2510.022				Pseudo R2	=	0.6928
default	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
atra_prom	.2955928	.0081784	36.14	0.000	.2795635	.3116221
calif_cony	.3102718	.0530215	5.85	0.000	.2063515	.4141922
tip_garan	.5327319	.1510989	3.53	0.000	.2365835	.8288804
cred_vig	.2010433	.0830199	2.42	0.015	.0383272	.3637593
sal_cap	-.0000113	4.06e-06	-2.79	0.005	-.0000193	-3.38e-06
rat_cuo_exce	.0053029	.0013869	3.82	0.000	.0025846	.0080213
sal_cap_la	.0000167	6.80e-06	2.46	0.014	3.37e-06	.00003
_cons	-5.081907	.1908542	-26.63	0.000	-5.455975	-4.70784

Fuente: CMAC PAITA S.A

Elaboración: Propia

Para el modelo anterior, se realizaron 6 iteration, obteniendo el siguiente resultado: Todas las variables significativas estadísticamente. Con una alta significancia conjunta y un 69.28% de ajuste.

#### 4.1.7. Comparación con el modelo Probit (Ver anexo 2.12)

**Cuadro 4. 5. AIC y BIC<sup>37</sup> en modelo Probit**

Model	Obs	ll (null)	ll (model)	df	AIC	BIC
modproc	17,000	-8170.728	-2506.049	8	5028.097	5090.025

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

**Cuadro 4. 6. AIC y BIC en modelo Logit**

Model	Obs	ll (null)	ll (model)	df	AIC	BIC
modlogc	17,000	-8170.728	-2510.022	8	5036.044	5097.972

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

Se selecciona el modelo con menor AIC y con el valor más negativo de BIC, por lo cual, se recomienda el modelo probit.

#### 4.1.8. Selección de modelo:

**Cuadro 4. 7. Comparativo de modelos multivariados**

VARIABLE	MODELO 1*	MODELO 2**	MODELO 3***
ATRASO PROMEDIO	0.2955928 (0.000)	0.3005317 (0.000)	0.3000962 (0.000)
CALIFICACION CONYUGUE	0.3102718 (0.000)		
TIPO DE GARANTIA	0.5327319 (0.000)		
CREDITOS VIGENTES	0.2010433 (0.015)	0.190461 (0.026)	0.1920408 (0.024)
SALDO CAPITAL	-0.0000113 (0.005)		
RATIO CUOTA EXCEDENTE	0.0053029 (0.000)	0.0056678 (0.000)	0.0054905 (0.000)
SALDO CAPITAL LA	0.0000167 (0.014)	6.24e-06 (0.347)	

<sup>37</sup> Criterio de información AKAIKE y BAYESIANO

VARIABLE	MODELO 1*	MODELO 2**	MODELO 3***
PSEUDO R2	0.6928	0.6889	0.6889
AKAIKE (AIC)	5036.044	5093.418	5091.791
BAYESIANO (BIC)	5097.972	5132.122	5122.755
*En modelo 1, todas las variables de forma individual son significativas estadísticamente. **Ver anexo 2.13 ***Ver anexo 2.14			

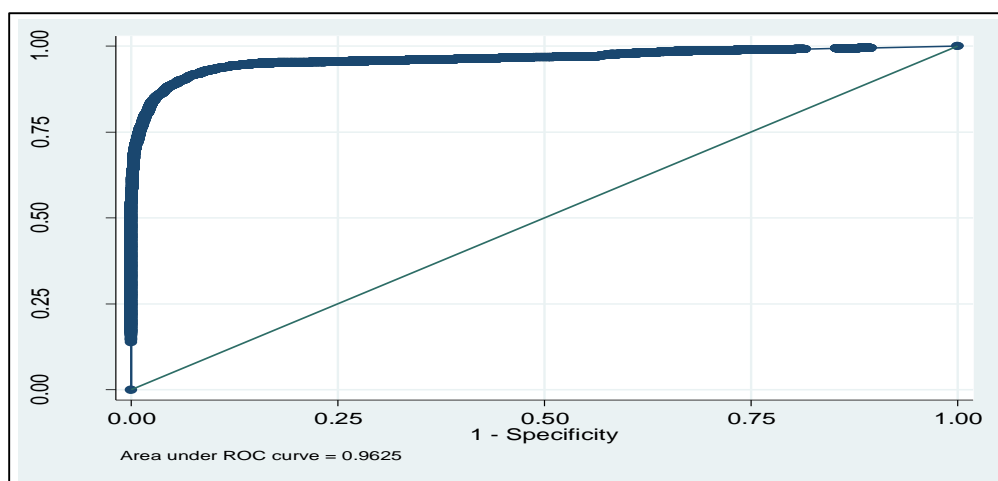
Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

En el modelo 1, se puede evidenciar que 3 variables no cumplen con el signo esperado (calificación conyugue, tipo de garantía y saldo capital). En el modelo 2, para la estimación se han eliminado las 3 variables que no cumplen con el signo, sin embargo, la variable SALDO CAPITAL LA no es significativa de forma individual. El modelo 3 se ha estimado sin la variable saldo capital la.

Por ello, se elige el modelo 3, ya que los parámetros cumplen con el signo esperado, presenta un R2 significativo, y las variables son significativas son significativas estadísticamente de forma individual.

#### 4.1.9. Curva ROC

Gráfico 4. 1. Curva ROC Modelo Empresas



Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

El modelo tiene una discriminación excepcional porque tiene el 96.25% de casos positivos correctamente clasificados (predichos por el modelo). (Ver anexo 2.15)

#### 4.1.10. Efectos Marginales (Ver anexo 2.16)

$\frac{\partial(\text{default})}{\partial(\text{Atraso promedio})} = 0.0749639$ , una variación en el promedio de las cuotas atrasadas, impacta positivamente en el default, es decir, si el cliente mantiene un incumplimiento en el pago de sus cuotas, entonces la probabilidad de continuar en mora aumenta en 7.496%.

$\frac{\partial(\text{default})}{\partial(\text{Creditos vigentes})} = 0.0479717$ , una variación en el número de créditos vigentes del cliente, impacta positivamente en el default, es decir, si el deudor posee un mayor número de créditos vigentes, entonces, la probabilidad de incumplir el compromiso de pago aumenta en 4.797%.

$\frac{\partial(\text{default})}{\partial(\text{Ratio cuota excedente})} = 0.0013715$ , una variación en las cuotas totales y/o en el ingreso del cliente al momento del otorgamiento, impacta positivamente en el default, es decir, si el ratio cuota excedente aumenta, entonces la probabilidad de incumplir el contrato financiero aumenta en 0.14%.

#### 4.1.11. Predicción

El modelo predice el 100% correctamente, el 99.39% corresponde a clientes puntuales, y el 0.61% a clientes que están en default. (Ver anexo 2.17)

#### 4.2. Construcción del modelo Consumo

En el análisis Bivariable se tiene: (Ver principales regresiones en anexo 03):

**Cuadro 4. 8. Análisis Bivariable Modelo Consumo**

<b>VARIABLE</b>	<b>BETA</b>	<b>PROB</b>	<b>R<sup>2</sup> Mc Fadden</b>
Agencia	-0.5022498	0.006	0.0053
Sexo	0.3414871	0.021	0.0036
Estado Civil	0.3851103	0.021	0.0037
Carga Familiar	-0.0139952	0.815	0.0000
Nivel Educativo	-0.0960547	0.152	0.0013
Profesio-Ocupacion	-0.1493214	0.402	0.0005
Material de Vivienda	0.0629831	0.720	0.0001
Tipo de Vivienda	-0.2391426	0.346	0.0006
Producto Cmac	-0.3124196	0.000	0.0094
Creditos Vigentes	-0.9611739	0.036	0.0057
Numero de Cuotas	-0.0084946	0.128	0.0016
Cuotas Atrasadas	6.747931	0.000	0.8389
Atraso Promedio	0.2522774	0.000	0.6151
Atraso Maximo	0.1257899	0.000	0.6223
Saldo Capital	-0.000043	0.007	0.0064
Saldo Capital Repro	-0.0004843	0.406	0.0019
Monto Desembols	-0.0000337	0.014	0.0051
Edad	-0.0174503	0.002	0.0066
Saldo Vigente	-0.0001171	0.000	0.0245
Ratio Cuota Exceden	0.0185863	0.000	0.0171
Tipo de Garantia	-0.9281884	0.000	0.0185
Cobertura Garantia	0.0000201	0.197	0.0010
Gasto Familia	0.0001409	0.341	0.0005
Monto Ult. Cred	-0.0000331	0.039	0.0033
Cuota Ult.Cred	-0.0175264	0.018	0.0042
Tem	0.4006206	0.000	0.0304
Total Ingresos	-0.0000168	0.797	0.0000
Total Ingre. Conyu	0.0003821	0.053	0.0022
Alimentacion	0.0006199	0.188	0.0011
Luz, Agua, Telef	0.0020523	0.248	0.0008
Educacion	0.0023058	0.025	0.0031
Vestido-Calzado	-0.0014724	0.574	0.0002
Transp	-0.0013546	0.439	0.0004
Salud-Medicina	0.0010202	0.642	0.0001
Cuo-Pot-Cred-No-Uti	-0.0052534	0.007	0.0089
Otros Gastos	0.0003798	0.144	0.0012

Elaboración: Propia

**4.2.1. Variables Seleccionadas:**

Variables que presentan una mejor puntuación en signo del parámetro, estadístico individual y R<sup>2</sup> Mc Fadden: Sexo, Estado Civil, Nivel Educativo, Créditos Vigentes, Cuotas Atrasadas, Atraso Promedio, Atraso Máximo, Ratio Cuota Excedente, Tipo de Garantía, Tem, Cuota Potencial de Crédito no Utilizado.



#### 4.2.2. Análisis Correlacional

**Cuadro 4. 9. Análisis Correlacional**

Variable	Sexo	Est_Civ	Niv_educ	Cred_Vig	Cuo_atra	Atra_prom	Max_atra	Rat_cu_o_exc	Tip_garan	Tem	cuot_pot_n_o_utili
Sexo	1.0000										
Est_Civ	-0.0805	1.0000									
Niv_educ	-0.1598	0.1032	1.0000								
Cred_Vig	-0.0873	-0.1108	0.0681	1.0000							
Cuo_atra	0.0517	0.0854	-0.0170	-0.0433	1.0000						
Atra_prom	0.0406	0.0876	0.0038	-0.0478	0.8589	1.0000					
Max_atra	0.0271	0.0955	0.0008	-0.0517	0.8924	0.9628	1.0000				
Rat_cu_ex	-0.0435	0.1614	-0.1373	-0.1394	0.1318	0.0963	0.1139	1.0000			
Tip_garan	0.0131	-0.1965	0.1362	0.1596	-0.1276	-0.0941	-0.1067	-0.8935	1.0000		
Tem	-0.0144	0.2001	-0.1714	-0.1674	0.1598	0.1366	0.1495	0.7323	-0.8504	1.0000	
cuot_pot_n_o_utili	-0.0140	-0.1059	0.1331	0.1608	-0.0488	-0.0477	-0.0495	-0.1556	0.1755	-0.2139	1.0000

Elaboración: Propia

#### Coefficiente de correlación mayor a 0.5:

1. Coef. Correl (Cuota atrasada, Atraso promedio) = 0.8589
2. Coef. Correl (Cuota atraso, Máximo atraso) = 0.8924
3. Coef. Correl (Atraso promedio, Máximo atraso) = 0.9628
4. Coef. Correl (Ratio cuota excedente, Tipo garantía) = -0.8935
5. Coef. Correl (Ratio cuota excedente, Tem) = 0.7323
6. Coef. Correl (Tipo garantía, Tem) = -0.8504

Se eliminan (Ver regresiones Bivariadas Anexo 03):

- En 1, se elimina **Atraso promedio**, dado que, tiene menor  $R^2$ (Mc Fadden).
- En 2, se elimina **Máximo atraso**, dado que, tiene menor  $R^2$ (Mc Fadden).
- En 3, se elimina **Atraso promedio**, dado que, tiene menor  $R^2$ (Mc Fadden).
- En 4, se elimina **Ratio cuota excedente**, dado que, tiene menor  $R^2$ (Mc Fadden).

- En 5, se elimina **Ratio cuota excedente**, dado que, tiene menor  $R^2$  (Mc Fadden).
- En 6, se elimina **Tipo de garantía**, dado que, tiene menor  $R^2$  (Mc Fadden).

### 4.2.3. Modelo Multivariable

**Cuadro 4. 10. Modelo Multivariable**

Logistic regression			Number of obs = 1,700		
			LR chi2(7) = 1229.40		
			Prob > chi2 = 0.0000		
Log likelihood = -102.16966			Pseudo R2 = 0.8575		
default	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	.1491203	.442024	0.34	0.736	-.7172309 1.015471
est_civ	-.8532799	.5425924	-1.57	0.116	-1.916742 .2101817
ni_educ	-.2600555	.2176215	-1.19	0.232	-.6865858 .1664748
cre_vig	-.7061767	.6869191	-1.03	0.304	-2.052513 .6401601
cuo_atra	7.404106	.5342774	13.86	0.000	6.356942 8.451271
tem	-.3662214	.182679	-2.00	0.045	-.7242656 -.0081771
cuot_pot_c~i	-.0061188	.0051593	-1.19	0.236	-.0162308 .0039933
_cons	-2.115567	1.313027	-1.61	0.107	-4.689052 .4579187

Fuente: CMAC PAITA S.A

Elaboración: Propia

#### 4.2.3.1. Signo correcto de los coeficientes

Las variables en general presentan una importante significancia en sus parámetros, a excepción de las variables Tem y Cuota potencial de créditos no utilizados, que no cumplen con el signo esperado.

#### 4.2.3.2. Significancia estadística individual de los parámetros

Observando el p-valor, y tomando el 5% de confianza, las variables tomadas de forma individual no son significativas estadísticamente. Las variables Tem y Cuota atrasada si son significativas ya que el p-valor es menor al 5%.

#### 4.2.3.3. Pseudo –R2 de Mcfadden (Indice de Cociente de Verosimilitud)

Pseudo –R2 de Mcfadden = 0.8575 (Ver cuadro 4.10)

Es un coeficiente de Bondad de ajuste Bueno.

#### 4.2.3.4. Pseudo R2 de Cox – Snell (Ver anexo 3.7)

$R_{CS}^2 = 1 - \exp\left(-\frac{2}{1700}(-102.1697 + 716.8685)\right) = 0.51479076$ , es un coeficiente de bondad bueno.

#### 4.2.3.5. Porcentaje de predicciones correctas (Ver anexo 3.8)

Sensitivity: El 97.24% de predicciones son correctas si el cliente es mal pagador.

Specificity: El 98.41% de predicciones son correctas si el deudor es buen pagador.

Correctly classified: El 98.24% de las predicciones totales son correctas.

#### 4.2.3.6. Contraste de Hosmer – Lemeshow

El resultado que se genera es que, con un p-valor de 0.2471 (ver anexo 3.9), al 5% de confianza se acepta la hipótesis nula, concluyendo que el modelo se ajusta bien a los datos.

$H_0$ : El modelo se ajusta bien a los datos.

$H_1$ : El modelo no se ajusta bien a los datos.

#### 4.2.3.7. Normalidad

$H_0$ : El error se distribuye normalmente.

$H_1$ : El error no se distribuye normalmente.

Con un p-valor de 0.000, se acepta la hipótesis alternativa, por lo cual los residuos no se distribuyen normalmente. (Ver anexo 3.10)

#### 4.2.3.8. Heterocedasticidad

El test de Levene y Barlett nos dice que:

$H_0$ : Ratio = 1,  $sd(0) = sd(1)$

$H_1$ : Ratio < 1 ó ratio > 1,  $sd(0) \neq sd(1)$

Dada la  $Pr(F < f) = 0.0000$ , se acepta la hipótesis alternativa, por lo que el modelo presenta heterocedasticidad. (Ver anexo 3.12).

#### 4.2.4. Modelo con corrección de heterocedasticidad

**Cuadro 4. 11. Modelo Multivariable Corregido**

Logistic regression			Number of obs	=	1,700
			Wald chi2(7)	=	242.69
			Prob > chi2	=	0.0000
Log pseudolikelihood = -102.16966			Pseudo R2	=	0.8575
default	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	.1491203	.4408681	0.34	0.735	-.7149653 1.013206
est_civ	-.8532799	.491114	-1.74	0.082	-1.815846 .1092858
ni_educ	-.2600555	.1958358	-1.33	0.184	-.6438867 .1237757
cre_vig	-.7061767	.6839833	-1.03	0.302	-2.046759 .634406
cuo_atra	7.404106	.5320623	13.92	0.000	6.361283 8.446929
tem	-.3662214	.1830279	-2.00	0.045	-.7249495 -.0074932
cuot_pot_c~i	-.0061188	.0037769	-1.62	0.105	-.0135214 .0012839
_cons	-2.115567	1.267907	-1.67	0.095	-4.600619 .3694853

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

Para el modelo anterior, se realizaron 6 iteration, generando el siguiente resultado: que las variables **cuota atrasada** y **tem** son significativas individualmente al 5% de confianza. Además, el modelo presenta una alta significancia conjunta y un 85.75% de ajuste.

#### 4.2.5. Comparación con el modelo Probit (Ver anexo 3.13)

**Cuadro 4. 12. AIC y BIC en modelo Probit**

Model	Obs	ll (null)	ll (model)	df	AIC	BIC
modproc	1,700	-716.8685	-102.6976	8	221.3951	264.9022

Fuente: CMAC PAITA S.A

Elaboración: Propia

**Cuadro 4. 13. AIC y BIC en modelo Logit**

Model	Obs	ll (null)	ll (model)	df	AIC	BIC
modlogc	1,700	-716.8685	-102.1697	8	220.3393	263.8464

Fuente: CMAC PAITA S.A

Elaboración: Propia

Se selecciona el modelo con menor AIC y con el valor más negativo de BIC, por lo cual se recomienda el modelo logit.

#### 4.2.6. Selección del modelo

**Cuadro 4. 14. Comparativo de modelos multivariantes**

VARIABLE	MODELO 1*	MODELO 2**	MODELO 3***
<b>SEXO</b>	0.1491203 (0.735)	0.2451004 (0.574)	
<b>ESTADO CIVIL</b>	-0.8532799 (0.082)	-0.7906155 (0.117)	-0.8850572 (0.071)
<b>NIVEL EDUCATIVO</b>	-0.2600555 (0.184)	-0.2632053 (0.171)	
<b>CREDITOS VIGENTES</b>	-0.7061767 (0.302)		
<b>CUOTA ATRASADA</b>	7.404106 (0.000)	7.242253 (0.000)	7.210308 (0.000)
<b>TEM</b>	-0.3662214 (0.045)		
<b>CUOTAS ULTIMO CREDITO</b>	-0.0061188 (0.105)	0.0282514 (0.015)	0.0270893 (0.016)
<b>R2 MC FADDEN</b>	0.8575	0.8549	0.8533
<b>AKAIKE (AIC)</b>	221.1276	220.0772	218.3172
<b>BAYESIANO (BIC)</b>	264.6347	252.7075	240.0707
*En modelo 1, la única variable significativa estadísticamente de forma individual es cuotas atrasadas. **Ver anexo 3.14 ***Ver anexo 3.15			

Fuente: CMAC PAITA S.A

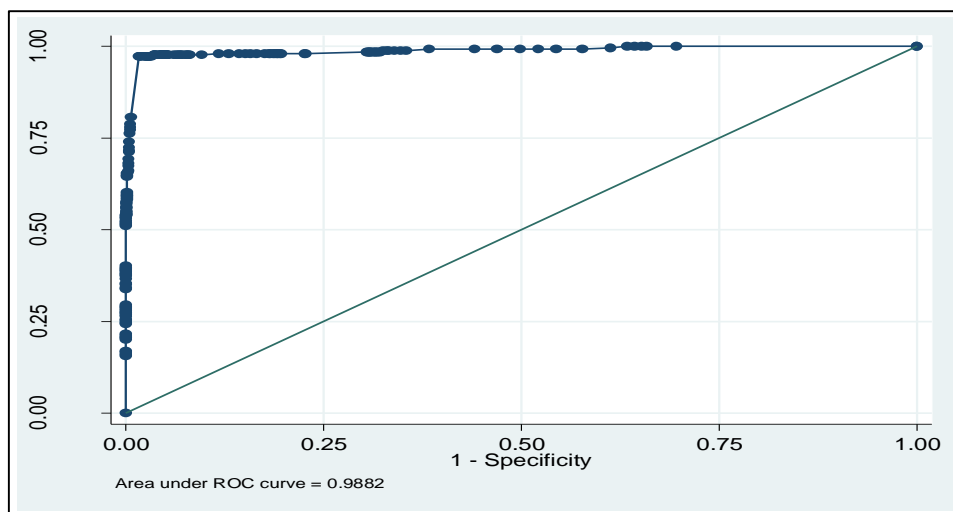
Elaboración: Propia

En el modelo 1, se puede evidenciar que 2 variables no cumplen con el signo esperado (Créditos vigentes y Tem). En el modelo 2, la estimación se realizó excluyendo las 2 variables que no cumplen con el signo, sin embargo, en la regresión y/o resultado, las únicas variables significativas estadísticamente de forma individual son cuotas atrasadas y cuotas del ultimo crédito. El modelo 3 se ha estimado, excluyendo las variables nivel educativo y sexo, dado que, ya que, presentan un R2 McFadden muy bajo en la regresión bivariable. (Ver cuadro 4.8)

Se elige el modelo 3, ya que los parámetros cumplen con el signo esperado, presenta un R2 significativo.

#### 4.2.7. Curva ROC

**Gráfico 4. 2. Curva ROC Consumo**



Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

El modelo tiene una discriminación excepcional porque tiene el 98.82% de casos positivos correctamente clasificados (predichos por el modelo). (Ver anexo 3.16)

#### 4.2.8. Efectos Marginales (Ver anexo 3.17)

$\frac{\partial(\text{default})}{\partial(\text{Estado civil})} = -0.0780633$ , una variación en el estado civil del cliente impacta negativamente en el default. Si, aumenta la probabilidad de que el deudor sea soltero, entonces, la probabilidad de que ingrese en mora disminuye en 7.81%.

$\frac{\partial(\text{default})}{\partial(\text{Cuotas atrasadas})} = 0.524919$ , una variación en el número de cuotas atrasadas del cliente, impacta positivamente en el default, es decir, si el cliente presenta un mayor número de cuotas atrasadas al momento del otorgamiento crediticio, entonces, aumenta en 52.49% la probabilidad de que el deudor incumpla.

$\frac{\partial(\text{default})}{\partial(\text{Cuotas ultimo credito})} = 0.0019721$ , una variación en el número de cuotas del ultimo crédito, impacta positivamente en el default, es decir, si el cliente presenta en su historial crediticio un mayor número de cuotas, entonces aumenta en 0.197% la probabilidad de que entre en default.

#### 4.2.9. Predicción

El modelo predice el 97.58% correctamente. (Ver anexo 3.18)

#### 4.3. Estimación de pérdidas esperadas y pérdidas no esperadas. (Ver anexo 04)

Tomando los coeficientes del modelo consumo y empresas:

**Cuadro 4. 15. Coeficientes de modelo final**

EMPRESAS		CONSUMO	
Variables	Coeficientes	Variables	Coeficientes
C	-4.53796	C	-5.044947
Atraso Promedio	0.3000962	Estado Civil	-0.8850572
Creditos Vigentes	0.0192	Cuota Atrasada	7.210308
Ratio Cuota Excedente	0.0054905	Cuotas Ultimo Credito	0.0270893

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

Y, aplicando las formulas del punto 3.6, se calculan las pérdidas esperadas y pérdidas no esperadas:

**Cuadro 4. 16. Pérdidas esperadas y no esperadas**

PÉRDIDAS ESPERADAS			PÉRDIDAS NO ESPERADAS		
EMPRESAS		CONSUMO	EMPRESAS		CONSUMO
MICROEMPRESA	PEQUEÑA EMPRESA		MICROEMPRESA	PEQUEÑA EMPRESA	
S/.6,276,898.92	S/.7,942,224.01	S/.1,115,600.35	S/.7,389,602.20	S/.9,651,597.16	S/.1,246,247.10
S/.14,219,122.93			S/.17,041,199.36		

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

#### 4.4. ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS

De acuerdo con la literatura y evidencia revisada, que la probabilidad de incumplimiento es explicada por diversos determinantes propios de la entidad financiera, entre los que resalta, las variables financieras de la CMAC PAITA S.A (Ventas totales, utilidad disponible, ratio de liquidez, saldo capital, etc), variables comerciales (Tipo de establecimiento, régimen tributario, antigüedad en meses, etc), variables socioeconómicas (Sexo, estado civil, edad, nivel de educación, etc), y las variables de CMAC-SBS (Agencia, clientes, atraso promedio, destino del crédito, etc). En ese sentido, la primera hipótesis específica a contrastar en la presente investigación, es la siguiente: “Un mayor atraso promedio en el pago de las cuotas determina una mayor pérdida esperada”.

De acuerdo a los resultados obtenidos, en el modelo empresas, se determinó que existe relación directa entre la condición Default (Incumplimiento) y las variables explicativas: Atraso promedio, créditos vigentes, ratio cuota excedente (Cuadro 4.7). Mientras que en el modelo consumo se determinó que existe una relación directa entre la condición Default, y las variables explicativas: Numero de cuotas atrasadas y numero de cuotas último crédito; y, una relación inversa con la variable explicativa: Estado civil (Cuadro 4.13).



En el modelo empresas, la relación directa entre el incumplimiento y el atraso promedio del cliente, muestra que a medida que aumentan las cuotas no pagadas, la probabilidad de que cliente no pague a tiempo sus cuotas, aumenta. Este resultado estaría explicado porque las personas que incumplen con los pagos a tiempo de las cuotas, empeoran su calificación crediticia, aumentan la provisión de la entidad financiera, por ende, mayor es la probabilidad de incumplimiento (Default).

Un cambio marginal en el atraso promedio aumenta la probabilidad de que el cliente incumpla sus compromisos de pago en 7.496%. Con respecto a la significancia, se estimó una significancia estadística al 95% para explicar el incumplimiento crediticio.

En cuanto a la relación directa entre la probabilidad default y créditos vigentes del cliente, se ha determinado que, si al momento de otorgar el préstamo, el cliente presenta un mayor número de créditos vigentes, entonces, mayor es la probabilidad de que el deudor entre en incumplimiento. De acuerdo a la evidencia, este resultado estaría explicado por el amplio historial crediticio del cliente, ya que, los clientes con mayores créditos vigentes (directos e indirectos) poseen una menor capacidad de pago, por lo tanto, esto incrementaría su probabilidad de entrar en default.

Según el cálculo de los efectos marginales, si el cliente posee un mayor número de créditos vigentes, aumenta la probabilidad de que entre en default en 4.797%. Asimismo, se encontró que la variable créditos vigentes es estadísticamente significativo al 95% para explicar el incumplimiento crediticio de la CMAC PAITA S.A en el 2017.

Finalmente, en lo que respecta a la relación directa entre la probabilidad de incumplimiento y ratio cuota excedente, permite determinar que a mayor ratio cuota excedente, mayor es la probabilidad de que el cliente incumpla en el pago de sus cuotas. Según la evidencia y, lo sustentado en los reportes y publicaciones de la SBS y AFP's, este resultado sería explicado por la variable ratio cuota excedente, dado que, es un determinante del sobreendeudamiento del cliente, tomando en cuenta además, que este ratio considera los valores monetarios de cuotas a pagar y patrimonio. Por cuanto, a mayor ratio cuota excedente, mayor será el valor de las cuotas a pagar, lo cual incrementaría la posibilidad de que el cliente ingrese en default.

El cálculo de los efectos marginales, indica que al aumentar el ratio cuota excedente, la probabilidad de que el cliente incumpla en el pago, aumenta en 0.14%. Asimismo, se encontró que la variable ratio cuota excedente, es estadísticamente significativo al 95% para explicar la probabilidad de incumplimiento en la CMAC PAITA SA en el año 2017.

En el modelo consumo, la relación inversa entre la probabilidad de incumplimiento y el estado civil del cliente, apoya el criterio, de que ser soltero disminuye la probabilidad de incumplimiento. De acuerdo a la evidencia, este resultado estaría explicado porque los clientes con una menor carga civil y/o matrimonial, poseen una mayor capacidad contributiva. Por lo cual, si el deudor tiene un compromiso matrimonial, su costo de vida aumenta, lo que genera una mayor probabilidad de incumplimiento (Default).

Un cambio marginal en el estado civil disminuye la probabilidad de que el cliente incumpla sus compromisos de pago en 7.81%. Con respecto a la significancia estadística, se encontró que el atraso promedio es significativo al 95% para explicar el incumplimiento crediticio.

En cuanto a la relación directa entre la probabilidad default y cuotas atrasadas del cliente, permite determinar que, si al momento de otorgar el préstamo el cliente presenta un mayor número de cuotas atrasadas, entonces, mayor es la probabilidad de que el deudor entre en incumplimiento. De acuerdo a la evidencia, este resultado estaría explicado por el historial crediticio del cliente, ya que los deudores con mayor número de cuotas atrasadas (peor calificación crediticia), presentan una menor capacidad de pago, por lo tanto, esto incrementaría su probabilidad de entrar en default.

Según el cálculo de los efectos marginales, si el cliente posee un mayor número de cuotas atrasadas, entonces aumenta la probabilidad de que entre en default en 52.49%. Asimismo, se encontró que la variable créditos vigentes es estadísticamente significativo al 95% para explicar el incumplimiento crediticio de la CMAC PAITA S.A en el 2017.

Finalmente, en lo que respecta a la relación directa entre la probabilidad de incumplimiento y el número de cuotas del último crédito, se ha determinado que, si el cliente

ha tenido un alto número de cuotas en su último crédito, entonces, mayor es la probabilidad de que el cliente incumpla en el pago de sus cuotas. Este resultado está explicado porque, un mayor número de cuotas en un crédito, significa un mayor riesgo de incumplimiento, dado que, los mayores plazos en las obligaciones generan siempre un mayor interés, lo cual es un problema para el cliente. Por cuanto, a mayor número de cuotas del último crédito, mayor es la posibilidad de que el cliente ingrese en default.

El cálculo de los efectos marginales, indica que, si el número de cuotas del último crédito es mayor, entonces la probabilidad de que el cliente incumpla en el pago aumenta en 0.197%. Asimismo, se encontró que la variable cuotas del último crédito es estadísticamente significativa al 95% para explicar la probabilidad de incumplimiento en la CMAC PAITA SA en el 2017.

En síntesis, y tomando de los resultados obtenidos, para el modelo empresas (microempresa y pequeña empresa), la primera hipótesis específica se acepta, ya que el signo obtenido (relación directa) de la variable atraso promedio del cliente; coincidió con el signo esperado (relación directa); sin embargo, para el modelo consumo la variable atraso promedio resultó no significativa para explicar la probabilidad de incumplimiento. Con respecto a la significancia, se determinó que la variable atraso promedio planteada en esta hipótesis, resultó ser estadísticamente significativa, para explicar la probabilidad de incumplimiento en la CMAC PAITA S.A durante el periodo 2017.

La literatura señala que la tasa efectiva mensual es otro determinante que explica la probabilidad de incumplimiento. Este criterio se sustenta en que, si las instituciones financieras establecen una mayor TEM, entonces, la probabilidad de que el cliente incumpla en sus pagos aumenta. Según los resultados obtenidos en la estimación del modelo, se rechaza la segunda hipótesis alternativa, ya que, la variable TEM resultó no significativa estadísticamente para explicar la probabilidad default en el modelo empresas (cuadro 4.4), y no cumple con el signo esperado en el modelo consumo (cuadro 4.10).

Según la SBS y AFP's, al momento de otorgar un crédito, el número de cuotas tiene un efecto significativo en la probabilidad de incumplimiento, considerando que, si se le otorga al cliente un mayor plazo para el pago del crédito, el riesgo crediticio aumenta, dado

que, el interés fijado es mayor. Lo antes mencionado, incrementaría el volumen de la provisión, lo que significa una mayor pérdida esperada e inesperada. De acuerdo a los resultados obtenidos de la estimación del modelo econométrico, se rechazó la tercera hipótesis alternativa, donde se determinó que la variable número de cuotas es no significativa tanto en el modelo empresas (cuadro 4.1) como en el modelo consumo (cuadro 4.8).

La literatura señala que, el número de créditos vigentes, tiene un efecto significativo en la probabilidad de incumplimiento, el motivo determinante es que, si el cliente posee un mayor número de créditos vigentes en distintas entidades financieras, el riesgo crediticio aumenta. Este proceso genera en el cliente una mayor pérdida esperada e inesperada, lo cual es explicado por una menor capacidad de pago. En función a los resultados obtenidos en la estimación del modelo econométrico, se acepta la cuarta hipótesis alternativa, resaltando que, la variable créditos vigentes es significativa en el modelo empresas, sin embargo, es no significativa en el modelo consumo (cuadro 4.14).

Se rechaza la hipótesis general, ya que, las variables significativas para el scoring que permite calcular eficientemente las pérdidas esperadas e inesperadas son: Atraso promedio, créditos vigentes, ratio cuota excedente, estado civil, numero de cuotas atrasadas, y numero de cuotas del último crédito.

En conclusión, se han obtenido las pérdidas esperadas e inesperadas, donde la mayor pérdida esperada se ha registrado en pequeña empresa con un valor monetario de S/ 7, 942,224.01, luego, en la cartera microempresa se ha determinado un valor monetario de S/ 6,276,898.92. Finalmente, en la cartera consumo se ha calculado una pérdida esperada de S/ 1,115,600.35 y, con respecto a la pérdida inesperada, el mayor valor se ha registrado en la cartera empresas con un valor monetario de S/ 17,041,199.36.

## **IMPLICANCIAS DE POLITICA**

Las políticas deben estar orientadas a un adecuado almacenamiento, administración y mantenimiento de la información que los clientes proporcionan cuando solicitan un crédito. En ese sentido, se debe:

1. Potencializar la administración de riesgos, incorporando en su metodología el tratamiento de variables que han sido significativas en los modelos desarrollados en la presente investigación, es decir, si se pretende mitigar riesgos financieros interno y externos, resulta necesario vincular la cartera crediticia actual con el comportamiento histórico de los clientes, lo cual es explicado principalmente por el atraso promedio en el modelo empresarial, y por el número de cuotas atrasadas en el modelo de consumo.
2. En la identificación de riesgos se debe puntualizar a los clientes con mayor probabilidad default, con la finalidad de evitar un mayor deterioro en la cartera crediticia. En este trabajo de investigación la mayor probabilidad se sitúa en la cartera de pequeña empresa.
3. Con respecto a sus políticas generales de control, la CMAC PAITA S.A, no tiene que aceptar clientes con exposición moderada, este filtro debe estar alineado con la correcta evaluación de riesgos, que va desde la correcta asignación crediticia, hasta el análisis de calidad que es la calificación en los estados financieros de la institución.
4. Implementar o impulsar el sistema de alertas tempranas, que faciliten el seguimiento de créditos con mayor probabilidad default, esto, con la finalidad de mitigar el riesgo crediticio.
5. Implementar una política general de alineamiento provisional, donde la provisión y las pérdidas esperadas estén a la par y, las pérdidas no esperadas mantengan un comportamiento paralelo al volumen de capital. Es decir, la política de impulsar la cartera crediticia, debe tomar muy en cuenta el nivel al cual se expone cada

otorgamiento, ello se logra valorando las pérdidas que se originan con el deterioro de la cartera.

## CONCLUSIONES

1. En el modelo empresas, se acepta la primera hipótesis alternativa, ya que el atraso promedio es una variable significativa para explicar la probabilidad de incumplimiento en la deuda financiera. En el modelo consumo se rechaza la primera hipótesis específica, ya que el atraso promedio no es una variable significativa en este modelo. Con respecto a la significancia estadística, se determinó que la variable explicativa atraso promedio, resultó ser significativa para explicar la probabilidad de incumplimiento.
2. La segunda hipótesis específica se rechaza, ya que la variable TEM no es significativa en los modelos de empresas y consumo. Sin embargo, dentro del modelo multivariable impacta positivamente a la probabilidad default, lo cual evidencia y refleja la teoría financiera donde se sostiene que una mayor tasa efectiva mensual, aumenta el riesgo crediticio.
3. La tercera hipótesis específica plantada en la presente investigación se rechaza, ya que la variable número de cuotas no es significativa en los modelos de consumo y empresas. Esta variable estaría vinculada al atraso promedio y al número de cuotas atrasadas, por lo cual, para el otorgamiento de los créditos empresariales, resulta necesario e indispensable considerar la variable número de cuotas atrasadas. (evaluación crediticia).
4. La cuarta hipótesis se acepta para el modelo empresas, ya que la variable créditos vigentes explica de forma significativa la probabilidad de incumplimiento. En el modelo consumo, la variable créditos vigentes es no significativa, por lo cual, no está considerada como una variable que explica eficientemente el credit scoring.

5. Las pérdidas esperadas e inesperadas han sido calculadas eficientemente en base al modelo scoring seleccionado, tanto en la cartera de empresas como en el bloque de consumo. Para poder obtener un modelo que se ajuste al tamaño de la cartera CMAC PAITA S.A, fue necesario considerar las variables significativas tanto a nivel económico, como estadístico. En la determinación de las pérdidas se ha obtenido un mayor volumen en la cartera empresas, con mayor impacto participativo de la cartera de pequeña empresa.

## **RECOMENDACIONES**

Los resultados del estudio evidencian la importancia de las cuotas atrasadas en el otorgamiento de un crédito, donde un cliente con mayores atrasos en su historial crediticio, presentara y aumenta su probabilidad de ingresar en default. En ese sentido, las entidades financieras, orientadas por la Superintendencia de Banca, Seguros y Asociación de Fondo de Pensiones, deben garantizar el correcto otorgamiento, y el eficiente seguimiento de los créditos. Si se puntualiza el crecimiento de la cartera crediticia, se tiene que enriquecer la cartera, con créditos que en su maduración no le permitan provisionar tanto a la entidad financiera. Además, se tiene que empoderar el área de riesgos, tomando en cuenta mayores filtros en el otorgamiento y seguimiento del crédito, estos puntos pueden estar dirigidos a la cartera alta de riesgo (CAR), análisis de provisiones y exigencias de capital.

Según los resultados obtenidos, la CMAC PAITA S.A y las instituciones financieras, deben alinear sus decisiones de política crediticia al correcto funcionamiento de las provisiones, aquellas que deberán estar orientadas y alineadas con el valor de las pérdidas esperadas. En ese sentido, la institución tendrá que otorgarle una mayor ponderación estadística a variables como los créditos vigentes que mantiene el cliente al momento del otorgamiento, el ratio cuota excedente, el estado civil del deudor, y las cuotas que mantiene el cliente tanto en el atraso, como en créditos anteriores.

Los resultados con respecto al ratio cuota excedente, han mostrado que esta variable impacta de forma discreta en la probabilidad de incumplimiento, sobre todo en el modelo

empresarial, donde este ratio toma en cuenta el valor del patrimonio de la institución financiera, en ese sentido, se deben impulsar mecanismos de asignación crediticia, donde el ratio cuota excedente sea la variable de mayor peso económico y financiero en el análisis de otorgamiento, de igual manera, en los parámetros de sobreendeudamiento financiero. Para lo precisado anteriormente es necesario resaltar que el impacto del ratio cuota excedente está relacionado con la sumatoria de todas las cuotas que debe cancelar el cliente en el mediano y largo plazo.

Se debe tomar especial consideración de clientes que se encuentren por encima del criterio de evaluación (punto de corte), dada la posibilidad de que los mismos, estén próximos a caer en incumplimiento. Del criterio anterior se toma la importancia de la correcta administración de provisiones.

Del estudio se determinó que el valor de las pérdidas esperadas es alto en comparación al volumen de la cartera, lo que ha ocasionado un fuerte deterioro, o un posible declive en el portafolio; en ese sentido, las decisiones del otorgamiento deben estar directamente relacionadas con el valor de cobertura en la garantía, y correcta valoración en el saldo capital que mantiene cada cliente.

Finalmente, la CMAC PAITA S.A deberá definir los otorgamientos y seguimientos crediticios en función a variables como: Atraso promedio, créditos vigentes, ratio cuota excedente, estado civil, número de cuotas atrasadas y número de cuotas del último crédito. Así como, mantener una línea rígida en el otorgamiento de créditos para empresas calificadas como pequeñas empresas, ya que, presentan las mayores pérdidas esperadas y no esperadas. El propósito de este esquema evaluador y de seguimiento en los créditos es que la institución mantenga un gasto en provisión saludable a nivel financiero.



## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aguas, D. A. (2005). Modelo de Administracion del Roiesgo Crediticio para una Cartera Comercial de una Entidad Financiera Colombiana. Bogotá, Colombia: Universidad de los Andes. Recuperado el 16 de febrero del 2019, de <https://repositorio.uniandes.edu.co/bitstream/handle/1992/10760/u262338.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Agudelo, L., Galeano, W., & Ochoa, J. (2010). Construcción de un modelo de scoring para el otorgamiento de crédito en una entidad financiera. Antioquía: Universidad de Antioquía- Colombia. Recuperado el 01 de febrero del 2019, de <http://www.scielo.org.co/pdf/pece/n16/n16a10.pdf>
- Allen, L., DeLong, G., & Saunders, A. (2004). Issues in the Credit Risk Modeling of Retail Markets. *Journal of Banking and Finance*, 28, 727-752.
- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Alvarado, G. (2001). Programas de microcrédito rural para pequeños negocios en Piura: Eficiencia y empoderamiento. Proyecto breve abierto de CIES. Lima, Perú: Consorcio de Investigación Económica y Social.
- Ayres, G. d. (2014). Credit Scoring model applications: Testing Multinomial Targets. Estocolmo. Recuperado el 01 de febrero del 2019, de <http://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:732307/FULLTEXT01.pdf>
- Bank For International Settlements. (2001). Marrying the macroand microprudential dimensions of financial stability. Washington, D.C: Monetary and Economic Department
- Bartolozzi, E., Cornford, M., García, L., Pascual, C., Vasquez, O., & Plaza, F. (2008). Credit Scoring Modelling for Retail Banking Sector. Madrid: Universidad Complutense de Madrid. Recuperado el 14 de febrero del 2019, de <http://www.mat.ucm.es/momat/2008mw/creditscoring.pdf>

- Beraún, S. B. (2014). Impacto de Basilea II en el sistema financiero peruano. ¿Adopción o adecuación? *ius et veritas* 30, 14. Recuperado el 05 de febrero del 2019 de, <http://revistas.pucp.edu.pe/index.php/iusetveritas/article/view/11793/17388>
- Benjumea, A. (2013). Diseño de un Modelo Predictivo de Seguimiento de Riesgo de Crédito para la Cartera Comercial, para una Entidad Financiera del Valle de Aburrá. Colombia: Facultad de Ingenierías, Universidad de Medellín. Recuperado el 15 de febrero del 2019, de <https://www.coursehero.com/file/38845837/Diseno-de-un-modelo-predictivo-de-seguimiento-de-riesgo-de-credito-para-la-cartera-comercial-para/>
- Bilbao, P. S. (2015). Credit Scoring. Santander: Universidad de Cantabria. Recuperado el 05 de febrero de 2019 de, <https://web.unican.es/centros/economicas>
- Boyle, M., Crook, J. N., Hamilton, R., & Thomas, L. C. (1992). Methods for Credit Scoring Applied to Slow Payers. In Thomas, L. C., Crook, J. N., Edelman, D. B. (Eds.), *Credit Scoring and Credit Control* (pp. 75-90). Oxford, UK: Clarendon.
- Carrascal, J. V. (2015). Modelos de medición del riesgo de crédito. Madrid: Departamento de Economía Financiera y Contabilidad I. Universidad Complutense de Madrid. Recuperado el 06 de febrero de 2019 de, <https://eprints.ucm.es/40844/1/T38261.pdf>
- Colonia, D.V. (2012). Validez de Pronostico del Modelo Credit Scoring en una Entidad Microfinanciera. Trujillo, Perú: Universidad Nacional de Trujillo. Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas. Recuperado el 16 de febrero del 2019, de <http://dspace.unitru.edu.pe/handle/UNITRU/10073>
- Costa, T., Boj, E., Fortiana, J. (2012). Bondad de ajuste y elección del punto de corte en regresión logística basada en distancias. España: Instituto de Actuarios Españoles. Recuperado el 13 de febrero del 2019, de [https://actuarios.org/wp-content/uploads/2017/02/anales2012\\_2.pdf](https://actuarios.org/wp-content/uploads/2017/02/anales2012_2.pdf)
- Chiluisa, P. A., & Torres, L. A. (2008). Gestión del Riesgo de Crédito y su Impacto en la Estructura Financiera de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Alianza Valle. Quito:

Escuela Politécnica Nacional. Recuperado el 15 de febrero del 2019, de <https://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/343/1/CD-0759.pdf>

Dimitras, A., Zanakis, S., & Zopouninis, C. (1996). A Survey of Business Failures with an Emphasis on Prediction Methods and Industrial Applications. *European Journal of Operational Research*, 90, 487-513.

Dupuy, A. R. (2007). Distribución de pérdidas de la cartera de créditos: El método unifactorial de Basilea II vs. Estimaciones no paramétricas. Facultad de Ciencias Sociales - Universidad de la República de Montevideo. Recuperado el 06 de febrero de 2019 de, [https://mpira.ub.uni-muenchen.de/12637/1/MPRA\\_paper\\_12637.pdf](https://mpira.ub.uni-muenchen.de/12637/1/MPRA_paper_12637.pdf)

Florez, R. (2010). “Análisis de los Determinantes del Riesgo de Crédito. Aplicación de Técnicas Emergentes en el Marco de los Acuerdos de Basilea II y Solvencia II”. España: Universidad de León. Instituto de contabilidad y auditoría de cuentas. Recuperado el 12 de febrero del 2019, de <http://www.icac.meh.es/Documentos/PUBLICACIONES/246.pdf>

Garanin, D.A., Lukashevich, N.S., Salkutsan, S.V. (2014). The evaluation of Credit Scoring models parameters using ROC curve analysis. St. Petersburg, Russia: St. Petersburg State Polytechnical University. Recuperado el 13 de febrero del 2019, de [http://www.idosi.org/wasj/wasj30\(8\)14/2.pdf](http://www.idosi.org/wasj/wasj30(8)14/2.pdf)

Girault, M. A. (2007). Modelos de Credit Scoring - Qué, Cómo, Cuándo y Para Qué -. Buenos Aires. Recupeado el 06 de febrero de 2019, de <http://www2.bcra.gob.ar/Pdfs/Publicaciones/CreditScoring.pdf>

González, L. H. (2003). El comité de Basilea y la Supervisión Bancaria. *Vniversitas*, núm. 105, junio, 2003, pp. 431- 462. Bogotá-Colombia: Pontificia Universidad Javeriana.

Gracia, M., & Serrano, G. (1992). “Algunos Aspectos sobre el Análisis Empírico de Credit Scoring”. Madrid: Caja de Ahorros y Monte de Piedad. Recuperado el 09 de febrero del 2019, de <http://eprints.ucm.es/25859/1/9205.pdf>

- Greene, W. H. (1992). A Statistical Model for Credit Scoring (Working Papers 92-29). New York: Leonard N. Stern School of Business, New York University.
- Henao, R. (2013). Scoring de Seguimiento para el cálculo de Pérdidas Esperadas y Capital Económico para una cartera de Consumo de una entidad financiera Colombiana. Medellín: Universidad EAFIT. Recuperado el 08 de febrero del 2019, de [https://repository.eafit.edu.co/xmlui/bitstream/handle/10784/1446/HenaoJassanRodrigo\\_2013.pdf;jsessionid=A17AC7EAA822292194735D4678A44220?sequence=1](https://repository.eafit.edu.co/xmlui/bitstream/handle/10784/1446/HenaoJassanRodrigo_2013.pdf;jsessionid=A17AC7EAA822292194735D4678A44220?sequence=1)
- Hernández, M. (2013). Credit Scoring en Costa Rica y la probabilidad de clasificación de créditos personales basados en un modelo estadístico-matemático para aprobar o rechazar. San José: Escuela de Administración de Empresas. Recuperado el 07 de febrero del 2019, de [https://repositoriotec.tec.ac.cr/bitstream/handle/2238/7180/credit\\_scoring.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://repositoriotec.tec.ac.cr/bitstream/handle/2238/7180/credit_scoring.pdf?sequence=1&isAllowed=y)
- Herrán, L. (2009). Evaluación Crediticia Aplicando un Modelo de Credit Scoring en el Ámbito Microempresarial: Caso CMAC PAITA. Piura, Perú: Universidad de Piura. Recuperado el 15 de febrero del 2019, de [https://pirhua.udep.edu.pe/bitstream/handle/11042/1325/ECO\\_030.pdf;jsessionid=0B2352041E47BAF42C0C6BD344708A98?sequence=1](https://pirhua.udep.edu.pe/bitstream/handle/11042/1325/ECO_030.pdf;jsessionid=0B2352041E47BAF42C0C6BD344708A98?sequence=1)
- Makowski, P. (1985). Credit Scoring Branches Out: Decision Tree - Recent Technology. Credit World, 75, 30-37.
- Mermelstein, D.A. (2006). “Defaults en Carteras Hipotecarias, Macroeconomía y Arreglos Institucionales: Más Allá de los Modelos de Credit-Scoring Tradicionales”. Argentina: Centro de Investigación en Métodos Cuantitativos Aplicados a la Economía y la Gestión. Universidad de Buenos Aires. Recuperado el 11 de febrero del 2019, de [https://mpira.ub.uni-muenchen.de/7535/1/MPRA\\_paper\\_7535.pdf](https://mpira.ub.uni-muenchen.de/7535/1/MPRA_paper_7535.pdf)
- Miller, M., & Rojas, D. (2005). Improving Access to Credit for Smes: An Empirical Analysis of the Viability of Pooled Data SME Credit Scoring Models in Brazil, Colombia & Mexico. New York: The World Bank.

- Mures, M. J., García, A., & Vallejo, M. E. (2005). Aplicación del Análisis Discriminante y Regresión Logística en el estudio de la morosidad en las entidades financieras. España: Universidad de León. Revista Pecunia. Recuperado el 11 de febrero del 2019, de <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/1281700.pdf>
- Orgler, Y. E. (1971). Evaluation of Bank Consumer Loans with Credit Scoring Models. Journal of Bank Research, 2, 31-37.
- Portocarrero, F. (2009). “Las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito: Su Experiencia en el Micro Crédito Rural en Perú”. Proyecto Conjunto Indes. Washington D.C., USA. Recuperado el 10 de febrero del 2019, de <https://docplayer.es/4997432-Las-cajas-municipales-de-ahorro-y-credito-su-experiencia-en-el-micro-credito-rural-en-peru.html>
- Rayo, S., Lara, J., & Camino, D. (2010). Un Modelo de Credit Scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II. España: Revista de Economía, Finanzas y Ciencias Administrativas. Recuperado el 15 de febrero del 2019, de: <https://www.esan.edu.pe/publicaciones/2010/06/02/05.pdf>
- Rodríguez, E. (2013). Metodología para un scoring de clientes sin referencias crediticias. México DC. Recuperado el 10 de febrero del 2019, de [http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0121-47722013000100007](http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0121-47722013000100007).
- Sanchez, P. (2015). Credit Scoring para el Análisis Estadístico Financiero. España: Universidad de Cantabria. Recuperado el 15 de febrero del 2019, de <https://repositorio.unican.es/xmlui/bitstream/handle/10902/8056/SANCHEZBILBAOPABLO.pdf?sequence=1>
- Sotomayor, S. A. (2012). Estimación de la pérdida esperada para una cartera de microcrédito basada en calificaciones internas. Escuela Politécnica Nacional de Quito, Ecuador. Recuperado el 09 de febrero del 2019, de <http://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/4668/1/CD-4301.pdf>

Superintendencia de Banca y Seguros del Perú – SBS. Reglamento para el requerimiento de patrimonio efectivo por riesgo de crédito. Resolución N° 14.354 del 30/10/2009. (2009). Lima, Perú: SBS.

Schreiner, M. (2002). “Ventajas y Desventajas del Scoring Estadístico para las Microfinanzas”. Washington, D.C: Center for Social Development. Washington University in St. Louis. Recuperado el 12 de febrero del 2019, de [http://www.microfinance.com/Castellano/Documentos/Scoring\\_Ventajas\\_Desventajas.pdf](http://www.microfinance.com/Castellano/Documentos/Scoring_Ventajas_Desventajas.pdf)

Scientific Research Publishing. (2017). The Development of an Alternative Method for the Sovereign Credit Rating System Based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. Department of Business Administration, Bayburt University, Bayburt, Turkey. Hakan Pabuçcu, & Tuba Yakıcı Ayan.

Sharma, M., & Zeller, M. (1997). Repayment Performance in Group-Based Credit Programs in Bangladesh: An Empirical Analysis. *World Development*, 25(10), 1731-1742.

Támara, A. L., Aristizábal, R. E., & Velásquez, H. (2010). Estimación de las provisiones esperadas en una institución financiera utilizando modelos logit y probit. Colombia: *Revista Ciencias Estratégicas*. Recuperado el 12 de febrero del 2019, de: <https://revistas.upb.edu.co/index.php/cienciasestrategicas/article/view/710>

Torrico, S. E. (2014). Macro Credit Scoring como propuesta para cuantificar el riesgo crediticio. La Paz: Universidad Privada Boliviana. Recuperado el 10 de febrero del 2019, de [http://www.scielo.org.bo/pdf/riyd/v2n14/v2n14\\_a04.pdf](http://www.scielo.org.bo/pdf/riyd/v2n14/v2n14_a04.pdf)

Van, J., Baesens, B., Sercu, P., & Verbeke, W. (2009). An Analysis of the Applicability of Credit Scoring for Microfinance. Belgium: Faculty of Business and Economics. Recuperado el 13 de febrero del 2019, de: <http://www.aabri.com/OC09manuscripts/OC09042.pdf>

Vilchez, P. M. (2016). Propuesta de un Modelo Logit para evaluar el Riesgo Crediticio en las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito: Caso de la Caja Municipal de Huancayo, periodo 2011-2015. Lima: Facultad de Ciencias Empresariales-USIL. Recuperado el 11 de febrero del 2019, de

[http://repositorio.usil.edu.pe/bitstream/USIL/2738/1/2016\\_Pantoja\\_Propuesta-de-un-modelo-Logit.pdf](http://repositorio.usil.edu.pe/bitstream/USIL/2738/1/2016_Pantoja_Propuesta-de-un-modelo-Logit.pdf)

- Vogelgesang, U. (2003). Microfinance in Times of Crisis: The Effects of Competition, Rising Indebtness, and Economic Crisis on Repayment Behaviour. *World Development*, 31(12), 2085-2114.
- Wiginton, J. C. (1980). A Note on the Comparison of Logit and Discriminant Models of Consumer Credit Behavior. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 15(3), 757-770.
- Zeller, M. (1998). Determinants of Repayment Performance in Credit Groups: The Role of Program Design, Intra-Group Risk Pooling, and Social Cohesion. *Economic Development and Cultural Change*, 46(3), 599-620.

# **ANEXOS**



## Anexo 01

### Matriz de Consistencia

INTERROGANTES	OBJETIVO	HIPOTESIS
<p style="text-align: center;"><b>General</b></p> <p>¿Qué modelo Credit Scoring, permite estimar eficientemente las pérdidas esperadas y no esperadas de la cartera crediticia en la CMAC PAITA S.A?</p>	<p style="text-align: center;"><b>General</b></p> <p>Calcular los niveles de pérdidas esperadas y no esperadas, a los cuales está expuesta la cartera Crediticia de la CMAC PAITA S.A, a través de un modelo credit scoring, y plantear implicancias de política crediticia para contribuir con la estabilidad económica y financiera de esta institución y/o del sistema financiero nacional.</p>	<p style="text-align: center;"><b>General</b></p> <p>El atraso promedio, los ingresos, la tasa efectiva mensual (TEM), el valor de la cobertura en garantía, la edad, el saldo capital, el número de cuotas, el monto desembolsado y el número de créditos vigentes, permiten calcular eficientemente las pérdidas esperadas y no esperadas, a partir de un modelo credit scoring..</p>
<p style="text-align: center;"><b>Pregunta Específica N°01</b></p> <p>¿Qué variables impactan significativamente en la cartera crediticia de la CMAC PAITA S.A?</p>	<p style="text-align: center;"><b>Objetivo Específico N°01</b></p> <p>Seleccionar las variables cuantitativas y/o cualitativas que definen el adecuado perfil de riesgo de un cliente para la CMAC PAITA SA.</p>	<p style="text-align: center;"><b>Hipótesis Específica N°01</b></p> <p>Las variables financieras incluidas en el modelo credit scoring, generan una mayor probabilidad de incumplimiento en la cartera crediticia de la CMAC PAITA S.A.</p>
<p style="text-align: center;"><b>Pregunta Específica N°02</b></p> <p>¿Qué sector crediticio presenta la mayor probabilidad de incumplimiento para la cartera de la CMAC PAITA S.A?</p>	<p style="text-align: center;"><b>Objetivo Específico N°02</b></p> <p>Determinar la probabilidad de incumplimiento por sectores crediticios para la cartera de la CMAC PAITA S.A.</p>	<p style="text-align: center;"><b>Hipótesis Específica N°02</b></p> <p>La mayor probabilidad de incumplimiento se ubica en el sector PYME, por lo cual, en este segmento la pérdida esperada e inesperada es creciente.</p>
<p style="text-align: center;"><b>Pregunta Específica N°03</b></p> <p>¿Qué relación tienen las provisiones y las pérdidas esperadas en la cartera crediticia de la CMAC PAITA S.A?</p>	<p style="text-align: center;"><b>Objetivo Específico N°03</b></p> <p>Analizar el nexo financiero entre las pérdidas esperadas y el volumen de provisiones que mantiene la cartera crediticia de la CMAC PAITA S.A.</p>	<p style="text-align: center;"><b>Hipótesis Específica N°03</b></p> <p>La aplicación del modelo credit scoring permite alinear los niveles de pérdidas esperadas con el volumen de provisiones de la cartera crediticia de la CMAC PAITA S.A.</p>
<p style="text-align: center;"><b>Pregunta Especifica N°04</b></p> <p>¿Cuál es el sector crediticio con la mayor pérdida inesperada en la cartera crediticia de la CMAC PAITA S.A?</p>	<p style="text-align: center;"><b>Objetivo Específico N°04</b></p> <p>Determinar los niveles de pérdidas no esperadas por sectores crediticios para la cartera crediticia de la CMAC PAITA S.A.</p>	<p style="text-align: center;"><b>Hipótesis Específica N°04</b></p> <p>Si el sector PYME presenta el mayor volumen de pérdidas inesperadas, entonces, el nivel de capital es mayor en este segmento.</p>

Elaboración: Propia

## Anexo 02

### Principales Estimaciones Econométricas Bivariantes Empresas

#### Anexo 2.1

##### Regresión Default-Antigüedad meses

Logistic regression		Number of obs	=	17,493		
		LR chi2(1)	=	4753.48		
		Prob > chi2	=	0.0000		
Log likelihood = -5898.4776		Pseudo R2	=	0.2872		
default	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
antig_meses	.2618172	.0047412	55.22	0.000	.2525246	.2711098
_cons	-3.962875	.0545594	-72.63	0.000	-4.06981	-3.855941

Fuente: CMAC PAITA S.A

Elaboración: Propia

#### Anexo 2.2

##### Regresión Default-Atraso Promedio

Logistic regression				Number of obs	=	17,493
				LR chi2(1)	=	11411.60
				Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -2569.4171				Pseudo R2	=	0.6895
default	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
atra_prom	.3022923	.0063765	47.41	0.000	.2897946	.3147899
_cons	-4.061724	.0585327	-69.39	0.000	-4.176446	-3.947002

Fuente: CMAC PAITA S.A

Elaboración: Propia

#### Anexo 2.3

##### Regresión Default-Máximo Atraso

Logistic regression				Number of obs	=	17,493
				LR chi2(1)	=	11313.64
				Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -2618.4009				Pseudo R2	=	0.6836
default	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
max_atra	.1230581	.0026033	47.27	0.000	.1179557	.1281604
_cons	-3.93996	.0560514	-70.29	0.000	-4.049819	-3.830101

Fuente: CMAC PAITA S.A

Elaboración: Propia

#### Anexo 2.4

## Regresión Default-Calificación Conyugue

Logistic regression				Number of obs	=	17,493
				LR chi2(1)	=	562.58
				Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -7993.9313				Pseudo R2	=	0.0340
default	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
calif_cony	.4762744	.0202375	23.53	0.000	.4366096	.5159391
_cons	-1.697638	.0219383	-77.38	0.000	-1.740636	-1.65464

Fuente: CMAC PAITA S.A

Elaboración: Propia

## Anexo 2.5

### Pseudo R2 de Cox – Snell

Model	Obs	ll(null)	ll(model)	df	AIC	BIC
.	17,000	-8170.728	-2510.022	8	5036.044	5097.972

Fuente: CMAC PAITA S.A

Elaboración: Propia

## Anexo 2.6

### Porcentaje de predicciones correctas

Logistic model for default			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	2481	209	2690
-	684	13626	14310
Total	3165	13835	17000
Classified + if predicted Pr(D) >= .5			
True D defined as default != 0			
Sensitivity	Pr( +   D)		78.39%
Specificity	Pr( -   ~D)		98.49%
Positive predictive value	Pr( D   +)		92.23%
Negative predictive value	Pr( ~D   -)		95.22%
False + rate for true ~D	Pr( +   ~D)		1.51%
False - rate for true D	Pr( -   D)		21.61%
False + rate for classified +	Pr( ~D   +)		7.77%
False - rate for classified -	Pr( D   -)		4.78%
Correctly classified			94.75%

Fuente: CMAC PAITA S.A

Elaboración: Propia

## Anexo 2.7

### Contraste de Hosmer – Lemeshow

Logistic model for default, goodness-of-fit test	
number of observations =	17000
number of covariate patterns =	15500
Pearson chi2(15492) =	33750.95
Prob > chi2 =	0.0000

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

## Anexo 2.8

### Contraste de Hosmer – Lemeshow (Grupos)

Logistic model for default, goodness-of-fit test	
(Table collapsed on quantiles of estimated probabilities)	
number of observations =	17000
number of groups =	10
Hosmer-Lemeshow chi2(8) =	137.61
Prob > chi2 =	0.0000

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

## Anexo 2.9

### Normalidad

Shapiro-Wilk W test for normal data					
Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
e	17,057	0.18781	6364.788	23.765	0.00000

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

## Anexo 2.10

### Heterocedasticidad

DEFAULT	Summary of Pearson residual		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
0	-.25312026	1.3198667	14,325
1	.89241552	1.7073228	2,732
Total	-.06964112	1.4513023	17,057
W0 = 1199.97402	df(1, 17055)	Pr > F = 0.00000000	
W50 = 641.53868	df(1, 17055)	Pr > F = 0.00000000	
W10 = 817.52504	df(1, 17055)	Pr > F = 0.00000000	

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

## Anexo 2.11

### Test de Levene y Barlett

Variance ratio test						
Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
0	14,325	-.2531203	.0110276	1.319867	-.2747359	-.2315046
1	2,732	.8924155	.0326644	1.707323	.828366	.956465
combined	17,057	-.0696411	.0111124	1.451302	-.0914225	-.0478597
ratio = sd(0) / sd(1) <span style="float: right;">f = 0.5976</span> Ho: ratio = 1 <span style="float: right;">degrees of freedom = 14324, 2731</span>  Ha: ratio < 1 <span style="float: right;">Ha: ratio != 1 <span style="float: right;">Ha: ratio &gt; 1</span></span> Pr(F < f) = 0.0000 <span style="float: right;">2*Pr(F &lt; f) = 0.0000 <span style="float: right;">Pr(F &gt; f) = 1.0000</span></span>						

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

## Anexo 2.12

### Modelo Probit

Probit regression				Number of obs	=	17,000
				Wald chi2(7)	=	1413.50
				Prob > chi2	=	0.0000
Log pseudolikelihood = -2506.0487				Pseudo R2	=	0.6933
default	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
atra_prom	.1526866	.0043571	35.04	0.000	.1441469	.1612263
calif_cony	.16456	.0256216	6.42	0.000	.1143426	.2147773
tip_garan	.2407165	.0679991	3.54	0.000	.1074407	.3739923
cred_vig	.1060107	.0422247	2.51	0.012	.0232518	.1887696
sal_cap	-4.05e-06	1.91e-06	-2.12	0.034	-7.78e-06	-3.08e-07
rat_cuo_exce	.0026111	.0007043	3.71	0.000	.0012307	.0039914
sal_cap_la	8.46e-06	3.18e-06	2.66	0.008	2.23e-06	.0000147
_cons	-2.690481	.0903099	-29.79	0.000	-2.867485	-2.513477

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

## Anexo 2.13

### Modelo Logit 2

Logistic regression				Number of obs	=	17,000
				Wald chi2(4)	=	1404.70
				Prob > chi2	=	0.0000
Log pseudolikelihood = -2541.7088				Pseudo R2	=	0.6889
default	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
atra_prom	.3005317	.0082264	36.53	0.000	.2844082	.3166552
cred_vig	.190461	.0855748	2.23	0.026	.0227374	.3581846
rat_cuo_exce	.0056678	.0012767	4.44	0.000	.0031655	.0081701
sal_cap_la	6.24e-06	6.64e-06	0.94	0.347	-6.76e-06	.0000192
_cons	-4.551562	.1329162	-34.24	0.000	-4.812073	-4.291051

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

### Anexo 2.14

#### Modelo Logit 3

Logistic regression				Number of obs	=	17,000
				Wald chi2(3)	=	1405.02
				Prob > chi2	=	0.0000
Log pseudolikelihood = -2541.8956				Pseudo R2	=	0.6889
default	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
atra_prom	.3000962	.0081864	36.66	0.000	.2840513	.3161412
cred_vig	.1920408	.0853003	2.25	0.024	.0248553	.3592264
rat_cuo_exce	.0054905	.0012989	4.23	0.000	.0029447	.0080362
_cons	-4.53796	.1336084	-33.96	0.000	-4.799828	-4.276093

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

### Anexo 2.15

#### Curva ROC

Logistic model for default	
number of observations =	17000
area under ROC curve =	0.9625

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

### Anexo 2.16

#### Efectos Marginales

Marginal effects after logit							
y = Pr(default) (predict)							
= .51415821							
variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		x
atra_p~m	.0749639	.0019	39.38	0.000	.071233	.078695	13.719
cred_vig	.0479717	.0213	2.25	0.024	.006232	.089711	1.14635
rat_cu~e	.0013715	.00032	4.22	0.000	.000735	.002008	46.8906

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

## Anexo 2.17

### Predicciones

DEFAULT	defaultf 0	Total
0	490 99.39	490 99.39
1	3 0.61	3 0.61
Total	493 100.00	493 100.00

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

## Anexo 03

### Principales Estimaciones Econométricas Bivariabes Consumo

#### Anexo 3.1

##### Regresión Default-Cuota atraso

Logistic regression				Number of obs	=	1,948
				LR chi2(1)	=	1290.48
				Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -123.91917				Pseudo R2	=	0.8389
default	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
cuo_atra	6.747931	.4100462	16.46	0.000	5.944255	7.551607
_cons	-5.334976	.3544034	-15.05	0.000	-6.029593	-4.640358
Note: 0 failures and 65 successes completely determined.						

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

#### Anexo 3.2

##### Regresión Default-Atraso promedio

Logistic regression				Number of obs	=	1,948
				LR chi2(1)	=	946.20
				Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -296.06353				Pseudo R2	=	0.6151
default	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
atra_prom	.2522774	.0149228	16.91	0.000	.2230292	.2815255
_cons	-4.339447	.1914863	-22.66	0.000	-4.714753	-3.964141

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

### Anexo 3.3

#### Regresión Default-Máximo atraso

Logistic regression				Number of obs	=	1,948
				LR chi2(1)	=	957.26
				Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -290.53008				Pseudo R2	=	0.6223
default	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
max_atra	.1257899	.007672	16.40	0.000	.1107531	.1408267
_cons	-4.249796	.1850427	-22.97	0.000	-4.612473	-3.887119

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

### Anexo 3.4

#### Regresión Default-Ratio cuota excedente

Logistic regression				Number of obs	=	1,948
				LR chi2(1)	=	26.29
				Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -756.01397				Pseudo R2	=	0.0171
default	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
rat_cuo_exce	.0185863	.00381	4.88	0.000	.0111188	.0260538
_cons	-2.476627	.1508392	-16.42	0.000	-2.772267	-2.180988

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

### Anexo 3.5

#### Regresión Default-Tipo de garantía

Logistic regression				Number of obs	=	1,948
				LR chi2(1)	=	28.48
				Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -754.92229				Pseudo R2	=	0.0185
default	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
tip_garan	-.9281884	.1896023	-4.90	0.000	-1.299802	-.5565747
_cons	-.7584805	.2252817	-3.37	0.001	-1.200024	-.3169366

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia



### Anexo 3.6

#### Regresión Default-Tem

Logistic regression			Number of obs	=	1,948
			LR chi2(1)	=	46.83
			Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -745.74719			Pseudo R2	=	0.0304
default	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
tem	.4006206	.061678	6.50	0.000	.2797339 .5215073
_cons	-3.398437	.2573366	-13.21	0.000	-3.902808 -2.894067

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

### Anexo 3.7

#### Pseudo R2 de Cox – Snell

Model	Obs	ll(null)	ll(model)	df	AIC	BIC
.	1,700	-716.8685	-102.1697	8	220.3393	263.8464

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

### Anexo 3.8

#### Porcentaje de predicciones correctas

Logistic model for default			
	True		
Classified	D	~D	Total
+	247	23	270
-	7	1423	1430
Total	254	1446	1700
Classified + if predicted Pr(D) >= .5			
True D defined as default != 0			
Sensitivity	Pr ( +   D)		97.24%
Specificity	Pr ( -   ~D)		98.41%
Positive predictive value	Pr ( D   +)		91.48%
Negative predictive value	Pr (~D   -)		99.51%
False + rate for true ~D	Pr ( +   ~D)		1.59%
False - rate for true D	Pr ( -   D)		2.76%
False + rate for classified +	Pr (~D   +)		8.52%
False - rate for classified -	Pr ( D   -)		0.49%
Correctly classified			98.24%

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

### Anexo 3.9

#### Contraste de Hosmer-Lemeshow (Grupos)

Logistic model for default, goodness-of-fit test	
(Table collapsed on quantiles of estimated probabilities)	
number of observations =	1700
number of groups =	8
Hosmer-Lemeshow chi2(6) =	7.88
Prob > chi2 =	0.2471

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

### Anexo 3.10

#### Normalidad

Shapiro-Wilk W test for normal data					
Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
e	1,660	0.21989	780.866	16.826	0.00000

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

### Anexo 3.11

#### Heterocedasticidad

DEFAULT	Summary of Pearson residual		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
0	-.07985	.56301784	1,446
1	.51445571	2.6909922	214
Total	-.00323468	1.1160283	1,660
W0 =	52.459106	df(1, 1658)	Pr > F = 0.00000000
W50 =	29.674743	df(1, 1658)	Pr > F = 0.00000006
W10 =	30.774899	df(1, 1658)	Pr > F = 0.00000003

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

### Anexo 3.12

#### Test de Levene y Barlett

Variance ratio test						
Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
0	1,446	-.07985	.014806	.5630178	-.1088936	-.0508064
1	214	.5144557	.1839524	2.690992	.1518553	.8770561
combined	1,660	-.0032347	.0273918	1.116028	-.0569609	.0504915
ratio = sd(0) / sd(1)				f = 0.0438		
Ho: ratio = 1				degrees of freedom = 1445, 213		
Ha: ratio < 1		Ha: ratio != 1		Ha: ratio > 1		
Pr(F < f) = 0.0000		2*Pr(F < f) = 0.0000		Pr(F > f) = 1.0000		

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

### Anexo 3.13

#### Modelo multivariable Probit

Probit regression				Number of obs	=	1,700
				Wald chi2(7)	=	375.26
				Prob > chi2	=	0.0000
Log pseudolikelihood = -102.69757				Pseudo R2	=	0.8567
default	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	.0540337	.200778	0.27	0.788	-.339484	.4475515
est_civ	-.3208556	.1867486	-1.72	0.086	-.6868762	.045165
ni_educ	-.1441835	.085561	-1.69	0.092	-.31188	.0235129
cre_vig	-.2085893	.4087038	-0.51	0.610	-1.009634	.5924555
cuo_atra	3.74344	.2224348	16.83	0.000	3.307476	4.179405
tem	-.1615825	.0826203	-1.96	0.050	-.3235154	.0003504
cuot_pot_c~i	-.0034093	.0022719	-1.50	0.133	-.007862	.0010435
_cons	-1.222046	.6347896	-1.93	0.054	-2.46621	.0221193

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

### Anexo 3.14

#### Modelo logit 2

Logistic regression				Number of obs	=	1,700
				Wald chi2(5)	=	229.27
				Prob > chi2	=	0.0000
Log pseudolikelihood = -104.03859				Pseudo R2	=	0.8549
default		Robust Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo		.2451004	.4362658	0.56	0.574	-.6099648 1.100166
est_civ		-.7906155	.5040575	-1.57	0.117	-1.77855 .1973191
ni_educ		-.2632053	.192429	-1.37	0.171	-.6403591 .1139486
cuo_atra		7.242253	.5072579	14.28	0.000	6.248046 8.23646
cuo_ulti_c~d		.0282514	.0115792	2.44	0.015	.0055565 .0509463
_cons		-4.560788	.8245394	-5.53	0.000	-6.176855 -2.94472

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

### Anexo 3.15

#### Modelo logit 3

Logistic regression				Number of obs	=	1,700
				Wald chi2(3)	=	230.01
				Prob > chi2	=	0.0000
Log pseudolikelihood = -105.15861				Pseudo R2	=	0.8533
default	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
est_civ	-.8850572	.4905883	-1.80	0.071	-1.846593	.0764781
cuo_atra	7.210308	.504586	14.29	0.000	6.221337	8.199278
cuo_ulti_c~d	.0270893	.011192	2.42	0.016	.0051533	.0490252
_cons	-5.044947	.4591067	-10.99	0.000	-5.944779	-4.145114

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

### Anexo 3.16

#### Curva ROC

Logistic model for default	
number of observations =	1700
area under ROC curve =	0.9882

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

### Anexo 3.17

#### Efectos Marginales

Marginal effects after logit							
y = Pr(default) (predict)							
= .07905011							
variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		x
est_civ*	-.0780633	.04987	-1.57	0.117	-.1758	.019673	.741765
cuo_atra	.524919	.09187	5.71	0.000	.344867	.704971	.423529
cuo_ul~d	.0019721	.00086	2.31	0.021	.000296	.003648	7.10059

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

### Anexo 3.18

#### Predicciones

DEFAULT	defaultf		Total
	0	1	
0	235	5	240
	94.76	2.02	96.77
1	1	7	8
	0.40	2.82	3.23
Total	236	12	248
	95.16	4.84	100.00

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

## Anexo 04

### Estimación de Pérdidas Esperadas y No Esperadas

#### Anexo 4.1 Estimación Empresas

OBS	DEFAULT	ATRASO PROMEDIO	CREDITOS VIGENTES	RATIO CUOTA EXCEDENTE	PD	EAD	LGD	PEERDIDA ESPERADA	PERDIDA NO ESPERADA
1	1	0	1	69.8	1.87%	18203.84	3	S/. 1,018.91	S/. 7,389.57
2	1	15	1	63.51	62.35%	4635.96	1	S/. 2,890.30	S/. 2,246.22
3	1	33.625	1	67.87	99.78%	27577.99	3	S/. 82,552.02	S/. 3,875.60
4	1	0	1	63.86	1.81%	29766.07	3	S/. 1,613.57	S/. 11,894.77
5	0	0	3	43.91	2.36%	7697.86	1	S/. 182.00	S/. 1,169.57
6	1	0	1	61.24	1.78%	30134.67	2	S/. 1,073.76	S/. 7,972.57
7	1	15.875	1	67.2	68.72%	14511.81	1	S/. 9,972.54	S/. 6,728.15
8	1	0	1	66.11	1.83%	42529.14	2	S/. 1,555.71	S/. 11,397.64
9	1	33	1	290.5	99.92%	4079.73	2	S/. 8,153.08	S/. 228.16
10	1	2.5	1	25.27	3.06%	8277.72	1	S/. 252.99	S/. 1,424.84
11	1	0	1	39.49	1.58%	18630.57	1	S/. 295.15	S/. 2,326.31
12	1	49.22222222	1	69.91	100.00%	2315.72	1	S/. 2,315.67	S/. 10.41
13	1	20	1	68.27	88.40%	35056.80	2	S/. 61,980.24	S/. 22,452.34
14	1	14.77777778	1	53.97	59.51%	10042.52	1	S/. 5,976.47	S/. 4,929.57
15	1	23.5	1	65.97	95.56%	6252.44	1	S/. 5,974.69	S/. 1,288.21
16	1	0	1	68.82	1.86%	23751.65	1	S/. 440.81	S/. 3,205.56
17	0	0	1	0	1.28%	58907.33	2	S/. 1,507.30	S/. 13,240.45
18	1	0	1	67.97	1.85%	2758.07	1	S/. 50.95	S/. 371.40
19	1	2	1	61.93	3.21%	363.59	1	S/. 11.68	S/. 64.11
20	0	0	1	0	1.28%	40721.29	3	S/. 1,562.94	S/. 13,729.23
21	1	1	1	69.68	2.50%	41128.77	2	S/. 2,057.07	S/. 12,844.39
22	1	30.5	1	68.45	99.44%	5133.26	1	S/. 5,104.61	S/. 382.40
23	0	0	3	0	1.87%	49843.38	2	S/. 1,861.43	S/. 13,494.26
24	0	0	1	0	1.28%	62205.32	3	S/. 2,387.53	S/. 20,972.60
25	1	0	1	64.21	1.81%	5580.15	1	S/. 101.02	S/. 743.98
26	1	31.22222222	1	29.83	99.44%	161.12	1	S/. 160.23	S/. 11.97
27	1	0	1	42.72	1.61%	37303.96	2	S/. 1,202.77	S/. 9,396.26
28	1	5.142857143	1	113.61	10.17%	20177.28	1	S/. 2,051.45	S/. 6,097.89
29	1	165.3	1	64.42	100.00%	8308.50	1	S/. 8,308.50	S/. -
30	1	4.4	1	66.77	6.54%	14338.29	1	S/. 938.34	S/. 3,545.94
31	1	22.5	1	59.45	93.89%	17756.97	1	S/. 16,672.49	S/. 4,252.18
32	1	130.1666667	2	59.65	100.00%	51449.02	2	S/. 102,898.04	S/. 0.00
33	1	71.4	1	67.94	100.00%	2181.57	1	S/. 2,181.57	S/. 0.35
34	0	2	1	23.11	2.61%	65854.16	2	S/. 3,439.37	S/. 21,003.91
35	1	44.27272727	1	44.66	99.99%	14881.14	3	S/. 44,638.84	S/. 452.00
36	1	95.6	1	38.14	100.00%	50531.13	3	S/. 151,593.39	S/. 0.71
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
17493	0	0	3	65.7	2.66%	4000.00	1	S/. 106.27	S/. 643.27

Fuente: CMAC PAITA S.A

Elaboración: Propia

## Anexo 4.2

### Estimación Consumo

OBS	DEFAU LT	ESTADO CIVIL	CUOTA ATRASADA	CUOTAS ULTIMO CREDITO	PD	EAD	LGD	PEERDIDA ESPERADA	PERDIDA NO ESPERADA
1	0	0	0	1	1.09%	462.91	1	S/. 5.03	S/. 48.00
2	1	1	9	12	100.00%	1034.52	1	S/. 1,034.52	S/. -
3	0	1	0	13	0.62%	1051.26	1	S/. 6.56	S/. 82.77
4	0	1	0	18	0.71%	6046.20	1	S/. 43.15	S/. 508.93
5	1	1	2	10	99.99%	639.02	1	S/. 638.96	S/. 6.21
6	0	1	0	19	0.73%	2559.65	1	S/. 18.76	S/. 218.35
7	1	0	8	12	100.00%	1102.28	1	S/. 1,102.28	S/. -
8	0	0	0	1	1.09%	269.59	1	S/. 2.93	S/. 27.95
9	1	1	8	0	100.00%	916.64	1	S/. 916.64	S/. -
10	0	0	0	1	1.09%	227.01	1	S/. 2.47	S/. 23.54
11	1	0	1	11	95.12%	1073.95	1	S/. 1,021.56	S/. 231.35
12	1	1	9	0	100.00%	1581.57	1	S/. 1,581.57	S/. -
13	0	0	0	1	1.09%	1731.67	1	S/. 18.82	S/. 179.55
14	0	1	0	12	0.61%	1274.71	1	S/. 7.74	S/. 99.03
15	0	1	0	1	0.45%	348.92	1	S/. 1.58	S/. 23.39
16	0	1	0	15	0.66%	1092.64	1	S/. 7.19	S/. 88.36
17	0	0	0	12	1.46%	1557.19	1	S/. 22.72	S/. 186.70
18	1	1	0	19	0.73%	2467.78	1	S/. 18.09	S/. 210.51
19	0	1	0	16	0.68%	4987.14	1	S/. 33.73	S/. 408.72
20	0	1	0	33	1.07%	5987.26	2	S/. 127.83	S/. 1,230.61
21	1	1	10	0	100.00%	1730.48	1	S/. 1,730.48	S/. -
22	0	0	0	12	1.46%	16861.08	2	S/. 491.93	S/. 4,043.12
23	0	1	0	12	0.61%	1092.64	1	S/. 6.63	S/. 84.88
24	0	1	0	12	0.61%	1418.54	1	S/. 8.61	S/. 110.20
25	1	1	4	0	100.00%	1236.08	1	S/. 1,236.08	S/. 0.01
26	0	0	0	1	1.09%	15897.85	2	S/. 345.60	S/. 3,296.85
27	0	0	0	0	1.06%	1783.17	1	S/. 18.87	S/. 182.46
28	0	1	0	0	0.44%	438.51	1	S/. 1.93	S/. 29.01
29	0	0	0	1	1.09%	13152.62	2	S/. 285.92	S/. 2,727.55
30	1	0	4	4	100.00%	1178.86	1	S/. 1,178.86	S/. 0.01
31	0	1	0	3	0.48%	26547.31	2	S/. 252.98	S/. 3,656.20
32	0	1	0	1	0.45%	774.19	1	S/. 3.50	S/. 51.90
33	0	1	0	17	0.69%	4889.17	1	S/. 33.96	S/. 406.08
34	0	1	0	0	0.44%	1627.09	1	S/. 7.15	S/. 107.62
35	1	1	3	1	100.00%	611.90	1	S/. 611.90	S/. 0.18
36	1	1	2	0	99.99%	311.63	1	S/. 311.59	S/. 3.47
37	1	1	5	0	100.00%	492.75	1	S/. 492.75	S/. 0.00
38	0	0	0	7	1.28%	44408.43	2	S/. 1,133.60	S/. 9,969.83
39	0	1	0	0	0.44%	2395.86	1	S/. 10.53	S/. 158.47
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
1948	0	1	0	6	0.52%	3500.00	2	S/. 36.16	S/. 501.82

Fuente: CMAC PAITA S.A  
Elaboración: Propia

## **ANEXO 05**

### **Do file – Stata 14.0**

#### **Anexo 5.1**

##### **Do – File Empresas**

logit default agen in 1/17000 , logit default sexo in 1/17000, logit default est\_civ in 1/17000, logit default ca\_fam in 1/17000, logit default ni\_educ in 1/17000, logit default prof\_ocup in 1/17000, logit default mat\_viv in 1/17000, logit default tip\_viv in 1/17000, logit default pro\_cmac in 1/17000, logit default cre\_vig in 1/17000, logit default nro\_cuo in 1/17000, logit default cuo\_atra in 1/17000, logit default atra\_prom in 1/17000, logit default max\_atra in 1/17000, logit default sal\_cap in 1/17000, logit default sal\_cap\_repro in 1/17000, logit default mon\_desem in 1/17000, logit default edad in 1/17000, logit default sal\_vig in 1/17000, logit default rat\_cuo\_exce in 1/17000, logit default tip\_garan in 1/17000, logit default cober\_garan in 1/17000, logit default gast\_fam in 1/17000, logit default, mon\_ulti\_cred in 1/17000, logit default cuo\_ulti\_cred in 1/17000, logit default tem in 1/17000, logit default tot\_ing in 1/17000, logit default tot\_ing\_cony in 1/17000, logit default alimen in 1/17000, logit default luz\_agua\_telef\_otros in 1/17000, logit default educ in 1/17000, logit default vesti\_calza in 1/17000, logit default transp in 1/17000, logit default salud\_medic in 1/17000, logit default cuot\_pot\_cred\_no\_utili in 1/17000, logit default otros\_gast in 1/17000.

cor atra\_prom max\_atra calif\_sbs\_titul antig\_meses calif\_cony tip\_garan cred\_vig sal\_cap sal\_cap\_la rat\_cuo\_exce in 1/17000.

logit default atra\_prom calif\_cony tip\_garan cred\_vig sal\_cap rat\_cuo\_exce sal\_cap\_la in 1/17000

estat ic, lstat, estat gof, estat gof, group(10)

predict e, resid, sktest e, swilk e

robvar e, by(default)

sdtest e, by(default)

lroc, mfx

logit default atra\_prom calif\_cony tip\_garan cred\_vig sal\_cap rat\_cuo\_exce sal\_cap\_la in  
1/17000, vce(robust)

probit default atra\_prom calif\_cony tip\_garan cred\_vig sal\_cap rat\_cuo\_exce sal\_cap\_la in  
1/17000, vce(robust)

gen defaultf=1 if e>0.5, replace defaultf=0 if e<=0.5, tab default defaultf in 17001/17493,  
cell

## **Anexo 5.2**

### **Do – File Consumo**

logit default agen in 1/1700, logit default sexo in 1/1700, logit default est\_civ in 1/1700,  
logit default ca\_fam in 1/1700, logit default ni\_educ in 1/1700, logit default prof\_ocup in  
1/1700, logit default mat\_viv in 1/1700, logit default tip\_viv in 1/1700, logit default  
pro\_cmac in 1/1700, logit default cre\_vig in 1/1700, logit default nro\_cuo in 1/1700, logit  
default cuo\_atra in 1/1700, logit default atra\_prom in 1/1700, logit default max\_atra in  
1/1700, logit default sal\_cap in 1/1700, logit default sal\_cap\_repro in 1/1700, logit default  
mon\_desem in 1/1700, logit default edad in 1/1700, logit default sal\_vig in 1/1700, logit  
default rat\_cuo\_exce in 1/1700, logit default tip\_garan in 1/1700, logit default cober\_garan  
in 1/1700, logit default gast\_fam in 1/1700, logit default mon\_ulti\_cred in 1/1700, logit  
default cuo\_ulti\_cred in 1/1700, logit default tem in 1/1700, logit default tot\_ing in 1/1700,  
logit default tot\_ing\_cony in 1/1700, logit default alimen in 1/1700, logit default  
luz\_agua\_telef\_otros in 1/1948, logit default educ in 1/1700, logit default vesti\_calza in  
1/1700, logit default transp in 1/1700, logit default salud\_medic in 1/1700, logit default  
cuot\_pot\_cred\_no\_utili in 1/1700, logit default otros\_gast in 1/1700.

cor sexo est\_civ ni\_educ cre\_vig cuo\_atra atra\_prom max\_atra rat\_cuo\_exce tip\_garan tem  
cuot\_pot\_cred\_no\_utili in 1/1700.



logit default sexo est\_civ ni\_educ cre\_vig cuo\_atra tem cuot\_pot\_cred\_no\_utili in 1/1700

estat ic, lstat, estat gof, estat gof, group(4)

predict e, resid, sktest e, swilk e

robvar e, by(default)

sdtest e, by(default)

lroc, mfx

logit default sexo est\_civ ni\_educ cre\_vig cuo\_atra tem cuot\_pot\_cred\_no\_utili in 1/1700,  
vce(robust)

probit default sexo est\_civ ni\_educ cre\_vig cuo\_atra tem cuot\_pot\_cred\_no\_utili in 1/1700,  
vce(robust)

gen defaultf=1 if e>0.5, replace defaultf=0 if e<=0.5, tab default defaultf in 1701/1948, cell